

# DISSERTATION

## **Eine neue Klasse hybrider Innovationsdiffusionsmodelle: Ein theoretischer Vergleich mit existierenden Ansätzen und eine Analyse mit Simulationen und Realdaten**

zur Erlangung des akademischen Grades  
doctor rerum politicarum  
(Doktor der Wirtschaftswissenschaft)

eingereicht an der

Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät  
der Humboldt-Universität zu Berlin

von

Wirtschaftsmanagerin  
**Yulia Grishchenko, Yudina**  
(Geboren am 21.08.1977 in Pawlowski Posad)

Präsident der Humboldt-Universität zu Berlin:

Prof. Dr. Christoph Marksches

Dekan der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät.

Prof. Oliver Günther, Ph.D

Gutachter:    1. Prof. Dr. Christian Schade  
                  2. Prof. Dr. Lutz Hildebrandt

Tag des Kolloquiums: den 3. Juli 2007

## **Zusammenfassung**

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit Innovationsdiffusionsmodellen und deren Anwendung in der Marketingpraxis. Sie hat zwei Ziele: Einen Überblick über existierende Innovationsmodelle zu schaffen und ein neues besseres Modell zu entwickeln.

Es wird ein neuer Klassifizierungsansatz vorgeschlagen, mit dessen Hilfe ein strukturierter Überblick über die vorhandenen zahlreichen Innovationsdiffusionsmodelle möglich wird. Die Klassifizierung beruht auf den Annahmen in den Innovationsdiffusionsmodellen. Dies erlaubt im Gegensatz zu den bekannten Klassifizierungen (z.B. von Roberts/Lattin (2000)) die Bildung von disjunkten Modellklassen. Anhand der neuen Klassifizierung werden die prominenten Modelle, wie z.B. Bass-Modell (1969) bzw. Kalish-Modell (1985) eingeordnet und ihre Vor- und Nachteile aufgezeigt. Dieser Ansatz erleichtert eine Entscheidung für das beste zu verwendende Modell, wenn bekannt ist, welche Daten (Absatzdaten, Daten über Konsumenten etc.) zur Verfügung stehen und/oder welches Ziel (Absatzprognose, Preisbestimmung) verfolgt wird.

Im zweiten Teil der Arbeit wird ein neues hybrides Innovationsdiffusionsmodell – das Information-Disicion-Evaluation-Modell (IED-Modell) – vorgestellt. Das IED-Modell besitzt zahlreiche Vorteile gegenüber existierenden Innovationsdiffusionsmodellen. Die Struktur des IED-Modells ist sehr allgemein so, dass das IED-Modell als eine Modellklasse bezeichnet werden könnte. Werden die Annahmen des IED-Modells genau definiert (z.B. über die Anzahl der Wettbewerbsprodukte usw.), erhält es eine explizite Form, die prominenten Innovationsdiffusionsmodellen ähnlich oder vollkommen identisch sein kann (für die Erstellung einer expliziten Form des IED-Modells siehe [www.ied-modell.de](http://www.ied-modell.de)). Ein solcher allgemeiner Modellierungsansatz des IED-Modells ist neu für die Innovationsdiffusionsforschung.

Das IED-Modell und dessen Annahmen werden mittels Monte-Carlo-Simulationen analysiert. Beim empirischen Test an realen Daten wird das IED-Modell mit vier renommierten Innovationsdiffusionsmodellen verglichen. Laut diesem Vergleich ist

das Anpassungsvermögen des IED-Modells im Durchschnitt besser als das der vier Vergleichsmodelle. Bei drei- und zehnmonatlichen Prognosen zeigte das IED-Modell eine sehr gute Vorhersagefähigkeit.

## **Abstract**

This work assesses innovation diffusion models and their application in marketing management. Its two principal aims are: (1) to give an overview of existing innovation diffusion models and (2) to develop a new and improved model.

A new classification approach is proposed. The classification methodology bases on typical assumptions made in innovation diffusion models. Unlike prior classifications, e.g. Roberts/Lattin (2000), this approach allows for disjunctive classes. By means of this classification renowned models like Bass Model (1969) or Kalish Model (1985) are categorized, and their advantages and disadvantages are analyzed. This helps decide which model should be used depending on data availability (sales data, consumer data etc.) and the overall goal of a model investigation (sales forecast, pricing etc.).

In the second part of this work the new hybrid innovation diffusion model – Innovation-Decision-Evaluation model (IED model) – is described. The model has several advantages compared with existing models. The structure of the IED Model is non-specific so that the IED model can be described as a distinct model class. When assumptions of the IED model are specified (e.g. number of competitive products) the model gets an explicit form which can be similar or even identical to other innovation diffusion models (for the design of an explicit model form see also [www.ied-modell.de](http://www.ied-modell.de)). Such a generalized modeling approach in IED modelling is new in innovation diffusion research.

The IED model and its assumptions are analysed with Monte Carlo simulations. Its results are also empirically tested and compared with four renowned innovation diffusion models. The comparison reveals that the IED model has the best average fit and good forecast goodness.

## **Danksagung**

Als ich mit meiner Dissertation anfang, ahnte ich noch nicht, wie schwierig es wird, sie zu vollenden. Jetzt weiß ich jedoch, dass ich es nicht geschafft hätte, wenn mir nicht viele Leute geholfen hätten:

Ein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr. Christian Schade, der mich immer mit vielen Ideen, wissenschaftlicher Begeisterung und seiner Erfahrung sehr unterstützte.

Ich möchte mich auch bei meinen Freunden und Kollegen Yasmin Boztug, Tobias Krebs, Andreas Schröder und Diemo Urbig für ihre zahlreichen wissenschaftlichen Anregungen bedanken. Ich bin ebenfalls Katrin Berghahn, Katrin Burmeister, Alexander Erdmann, Mareike Leonhardt, Daniel Malter, Andreas Marent, Katrin Meder sowie Patricia Pohl sehr verbunden, ohne deren Hilfe das Entstehen dieser Dissertation nicht realisierbar gewesen wäre.

Ich danke meiner Familie, die mich immer in allen meinen Initiativen unterstützt. Ich möchte mich auch meinem ehemaligen Mitbewohner Yuri Lebedev erkenntlich zeigen, der mir einen fröhlichen Start in lange Arbeitstage mit heiteren Frühstücksgewährleistet hat. Ich danke auch Phil Phan für die gemeinsam verbrachte Zeit an zahlreichen Wochenenden im Büro.

Insbesondere möchte ich mich bei Erik Stock bedanken, der mir gegenüber in meinen Tiefen und Höhen immer sein Verständnis zeigte und mit Rat und Tat allzeit half.

# Inhaltverzeichnis

<b>A. EINLEITUNG .....</b>	<b>1</b>
I. Zielsetzung der Arbeit .....	2
II. Vorgehensweise .....	6
<b>B. INNOVATIONSDIFFUSIONSFORSCHUNG UND –MODELLE .....</b>	<b>5</b>
I. Verbale Innovationstheorie und ihre Modellierung.....	10
I.1. Prognoseansätze und Innovationsdiffusionsmodelle .....	10
I.2. Rogers Innovationsdiffusionstheorie .....	12
I.3. Innovationsdiffusionsmodelle: Anwendungsmöglichkeiten .....	17
I.4. Grundstruktur der Modellierung des Innovationsdiffusionsprozesses .....	19
II. Innovationsdiffusionsmodelle: Klassifikation.....	22
II.1. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt .....	25
II.2. Stochastische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt .....	31
II.3. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Wiederholungskäufen.....	35
II.4. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt .....	39
II.5. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen .....	45
II.6. Modelle auf individueller Ebene für den Monopolmarkt .....	50
II.7. Mehrstufige Innovationsdiffusionsmodelle .....	54
II.8. Modelle auf individueller Ebene für den Mehrproduktmarkt.....	61
III. Zusammenfassung und weitere Forschung .....	66
<b>C. DAS IED-MODELL (INFORMATION-EVALUATION-DECISION-MODELL) .....</b>	<b>68</b>
I. Einführung.....	71
II. Notation und mathematische Konventionen .....	74
III. Grundstruktur des IED-Modells .....	75
III.1. Individueller Entscheidungsprozess im IED-Modell .....	78
III.2. Anteil der potentiellen Konsumenten.....	80
III.3. Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit und Kaufwahrscheinlichkeit.....	82
III.4. Zeitliche Entwicklung des Anteils der potentiellen Konsumenten und der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit .....	83
III.5. Grundstruktur des IED-Modells: Zusammenfassung .....	84
IV. Spezifikation des IED-Modells über Annahmen: Möglichkeiten und Grenzen .....	86
IV.1. Zahlungsbereitschaften und Nettonutzen .....	86

IV.2. Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit .....	104
IV.3. Analyse der Gültigkeit von Unabhängigkeitsannahmen .....	113
V. Zusammenfassung des IED-Modell .....	127
V.1. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt und Erstkäufe .....	127
V.2. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit Wiederholungskäufen für den Monopolmarkt .....	131
V.3. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Mehrproduktmarkt mit Erstkäufen .....	132
V.4. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit Wiederholungskäufen für den Mehrproduktmarkt .....	134
<b>D. PRAKTISCHE ANWENDUNG DES IED-MODELLS: SIMULATIONSSTUDIE UND EMPIRISCHE ANALYSE .....</b>	<b>138</b>
I. Einführung .....	139
II. Monte-Carlo-Simulationen und Schätzung des IED-Modells .....	140
II.1. Monte-Carlo-Simulation: Ablauf und Interpretation der Ergebnisse .....	140
II.2. Schätzung von simulierten Daten .....	144
III. Empirische Studie .....	150
III.1. Datenbasis .....	150
III.2. Verwendete Innovationsdiffusionsmodelle .....	153
III.3. Schätzung: Anpassungsvermögen des IED-Modells und anderer Innovationsdiffusionsmodelle .....	155
III.4. Vorhersagekraft des IED-Modell und anderer Innovationsdiffusionsmodelle .....	165
<b>E. WICHTIGE ERGEBNISSE UND WEGE DER WEITEREN FORSCHUNG .....</b>	<b>170</b>
<b>LITERATURVERZEICHNIS .....</b>	<b>176</b>
<b>ANHANG .....</b>	<b>172</b>
I. Kaufwahrscheinlichkeit .....	186
II. Kaufwahrscheinlichkeit unter Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften .....	189
III. Kaufwahrscheinlichkeit des Produktes i bei extremwertverteilten Zahlungsbereitschaften für den Dreiproduktmarkt .....	190

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung B-1 Innovationsdiffusionsprozess. ....	16
Abbildung B-2 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in aggregierten, deterministischen und stochastischen Innovationsdiffusionsmodellen. ....	25
Abbildung B-3 Übernahmewahrscheinlichkeiten in Fourt/Woodlock-Modell (1960), Bass-Modell (1969) und NUI-Modell (1983).....	29
Abbildung B-4 Beispiel von einem Innovationsdiffusionsmodell mit struktureller Stochastizität mit mittlerem Verlauf $\mu(t)$ , Varianz $\sigma^2$ und a) $m = 50$ bzw. b) $m=500$ (siehe Gleichungen(B-16)). ....	33
Abbildung B-5 Beispiel eines Innovationsdiffusionsmodells mit Stochastizität im Sinne einer Ito-Gleichung mit mittlerem Verlauf $\mu(t)$ , Varianz $\sigma^2$ und a) $m=50$ bzw. b) $m=500$ (siehe Gleichungen (B-17))......	33
Abbildung B-6 Kumulierte Absätze im Peterson/Mahajan-Modell (1978) von zwei Substituten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde. ....	41
Abbildung B-7 Nicht-Kumulierte Absätze im Norton/Bass-Modell (1987) von zwei sich ergänzenden Produkten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde. ....	42
Abbildung B-8 Kumulierte Absätze im Norton/Bass-Modell (1987) von zwei sich ergänzenden Produkten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde. ....	43
Abbildung B-9 Schematische Darstellung von aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen mit Marketing-Mix-Variablen.....	46
Abbildung B-10 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in Innovationsdiffusionsmodellen auf individueller Ebene für den Monopolmarkt.....	51
Abbildung B-11 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in mehrstufigen Innovationsdiffusionsmodellen, die das Vergessen von Informationen zulassen. ....	55
Abbildung B-12 Schematische Darstellung des Dodson/Muller-Modells (1978).....	56



Abbildung B-13 Beispiel: Anteil der zahlungsbereiten Konsumenten als eine Funktion von der Adoptorenanzahl, die Zahlungsbereitschaften sind im Intervall [0, 20] gleichverteilt, der Produktpreis beträgt 5, der Unsicherheitsgrad $w=(1+e^{-0.05Y(t)})^{-1}$ .	58
Abbildung B-14 Schematische Darstellung des Weerahandi/Dalal-Modells (1992).	59
Abbildung B-15 Einfluss einer Neuprodukteinführung auf die Marktanteilsverteilung.	61
Abbildung B-16 Beispiel eines Semimarkovschen Modells für einen vereinfachten Markt (Hauser/Wisniewski 1982).	63
Abbildung B-17 Einfluss von Neuprodukteinführungen auf die Marktanteilsverteilung und die Größe des Marktpotentials.	65
Abbildung C-1 Potentielle Konsumenten.	76
Abbildung C-2 Bestimmung der Kaufwahrscheinlichkeit am Einproduktmarkt.	77
Abbildung C-3 Die schematische Darstellung des IED-Modells.	79
Abbildung C-4 Verteilungen des Nettonutzens eines Produktes in der Population: In beiden Fällen sind die Zahlungsbereitschaften normalverteilt mit dem Mittelwert 3 und der Varianz 2,25. Der Produktpreis beträgt im ersten Fall 5, im zweiten 3, dementsprechend ist der Mittelwert des Nettonutzens im ersten Fall=-2 und im zweiten Fall =0. Der Anteil der Konsumenten mit einem positiven Nutzen ist jeweils gekennzeichnet.	87
Abbildung C-5 Extremwertdichtefunktion (für verschiedene Parameterwerte).	91
Abbildung C-6 Logistische Verteilung.	94
Abbildung C-7 Exponentielle Verteilung.	96
Abbildung C-8 Wirkung der interpersonellen Kommunikation nach Easingwood et al. (1983).	108
Abbildung C-9 Normalverteilte Nettonutzen für zwei Produkte mit Mittelwert für Altprodukt und für Neuprodukt=0 und Korrelationskoeffizient = 0 oder 0,99.	120

Abbildung C-10 Relative Abweichungen für Produkte mit Wiederholungskäufen für drei konstante Preisausprägungen.....	122
Abbildung C-11 Normalverteilte Nettonutzen für zwei Produkte mit Mittelwert für das Altprodukt=0, für das Neuprodukt=0 (links) oder 4 (rechts) und Korrelationskoeffizient =0,99.....	122
Abbildung C-12 Der Bekanntheitsgrad $q(t,u)$ für drei verschiedene Nettonutzen. .	125
Abbildung C-13 Verkäufe pro Zeitperiode mit und ohne Berücksichtigung der Zusammenhänge zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes. ....	126
Abbildung C-14 Kumulierte Verkäufe pro Zeitperiode mit und ohne Berücksichtigung der Zusammenhänge zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes.....	126
Abbildung D-1 Monatliche und kumulierte Verkäufe des Softwareproduktes. ....	151
Abbildung D-2 Der ersten zwei Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Reale monatliche Verkaufszahlen, (blau-punktiert); Kalish-Modell (1985), (rot- punktiert); IED1 mit zweiter Schätzmethode, (schwarz).....	159
Abbildung D-3 Der ersten drei Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Aktuelle Absätze, (blau-punktiert); allgemeines Bass-Modell (Bass et al. 1994) (rot- punktiert); IED3 mit erster Methode, (schwarz). ....	160
Abbildung D-4 Der ersten vier Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Aktuelle Absätze, (blau-punktiert);das Robinson/Lakhani-Modell (1975), (rot-punktiert); IED2 mit der zweiten Methode (schwarz). ....	162
Abbildung D-5 Prognosegüte der Modelle: Aktuelle Absätze, (schwarz-punktiert); Bass-Modell (1969), (rot-punktiert); Robinson/Lakhani-Modell (1975), (grün-punktiert); Kalish-Modell (1985), (blau-punktiert), IED1 mit der zweiten Methode (schwarz).....	168

## Tabellenverzeichnis

Tabelle B-1 Klassifizierung von Prognosemodellen und Einteilung der drei Autoren. .....	11
Tabelle B-2 Beispiele von Innovationsdiffusionsmodellen, die verschiedene Variablen des Innovationsdiffusionsprozesses berücksichtigen. ....	17
Tabelle B-3 Anwendungsmöglichkeiten von Innovationsdiffusionsmodellen (Mahajan/Wind 1986, Mahajan et al 1995, Mahajan et al. 2000). ....	18
Tabelle B-4 Annahmen in Innovationsdiffusionsmodellen. ....	23
Tabelle B-5 Innovationsdiffusionsmodellklassen, die in der Arbeit vorgestellt werden. ....	24
Tabelle B-6 Hypothesen bzgl. des Einflusses von Situationsvariablen auf die Validität von alternativen Modellen (Simon/Sebastian 1987). ....	49
Tabelle B-7 Modelleklassen: Vor- und Nachteile, Datenanforderungen und Anwendungszwecke. ....	70
Tabelle C-1 Quellen der Änderungen der Kaufwahrscheinlichkeit. ....	83
Tabelle C-2 Verteilungsannahmen – Übersicht. ....	98
Tabelle C-3 Hypothesen bzgl. der Werbewirkung und des Einflusses der interpersonellen Kommunikation. ....	109
Tabelle C-4 Modelle für den Bekanntheitsgrad. ....	110
Tabelle C-5 Ausgewählte Annahmen im IED-Modell. ....	112
Tabelle C-6 Innovationsdiffusionskurven mit verschiedenen Korrelationskoeffizienten $r$ zwischen den Zahlungsbereitschaften für zwei Produkten. ....	71
Tabelle C-7 Simulationsmodelle für den Zweiproduktmarkt mit der Berücksichtigung vom Korrelationskoeffizienten $r$ . ....	71
Tabelle C-8 Relative Abweichungen der Diffusionskurven mit Korrelation $r > 0$ von Diffusionskurve mit $r = 0$ . ....	71

Tabelle C-9 Simulationsmodelle für den Monopolmarkt ohne Wiederholungskäufe mit und ohne Berücksichtigung des Zusammenhangs zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes.....	125
Tabelle C-10 Vier Beispiele für mögliche Modellvarianten des IED-Modells. ....	127
Tabelle C-11 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt. ....	71
Tabelle C-12 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt mit Wiederholungskäufen.....	133
Tabelle C-13 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodell mit Marketing-Mix für den Mehrproduktmarkt.....	135
Tabelle C-14 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt mit Wiederholungskäufen. ....	137
Tabelle D-1 Acht Simulationsmodelle. ....	141
Tabelle D-2 Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen für verschiedene Formen des IED-Modells. ....	142
Tabelle D-3 Das IED-Modell mit den vier in Abschnitt D.II.1. getroffenen Annahmen. Zum Vergleich der beiden Regressionsgleichungen, die zur Parameterschätzung verwendet wurden.....	149
Tabelle D-4 Parameterschätzungen mit zwei Methoden. ....	152
Tabelle D-5 Innovationsdiffusionsmodelle mit Generationsvariable. ....	154
Tabelle D-6 Das IED-Modell mit der Generationsvariable.....	156
Tabelle D-7 Ergebnisse der Parameter verschiedener Modelle aus der Schätzung der Absatzdaten von den ersten zwei Generationen. ....	158
Tabelle D-8 Schätzung von Absatzdaten der ersten drei Generationen. ....	160
Tabelle D-9 Schätzung von Absatzdaten von allen vier Generationen. ....	161

Tabelle D-10 Durchschnittliches $R^2$ über 3 Schätzintervalle. ....	164
Tabelle D-11 Prognosegüte von Innovationsdiffusionsmodellen.....	166
Tabelle D-12 Modelle, aufsteigend nach MAPE sortiert, für die kurzfristige Prognose.....	168
Tabelle D-13 Modelle, aufsteigend nach MAPE sortiert, für die langfristige Prognose.....	168
Tabelle 1 Konsumentengruppen, die sich bei einer Kaufentscheidung durch in Betracht gezogene Produktsets unterscheiden.....	187
Tabelle 2 Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt 1.....	188
Tabelle 3 Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt 1 unter Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften .....	191

## Abkürzungsverzeichnis

bzgl.	bezüglich
DRAM	Dynamic Random Access Memory (Computerarbeitsspeicher)
d.h.	das heißt
et al.	et alii
etc.	et cetera
IED	Information Evaluation Decision
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
NUI	Non Uniform Influence

## **A. Einleitung**

## **I. Zielsetzung der Arbeit**

Unsere derzeitige Lebenssituation zeichnet sich durch ständige Veränderung und Entwicklung aus. Ein Unternehmen, welches seine eigene Marktposition halten und verbessern will, muss daher ständig sein Angebot weiterentwickeln und neue innovative Produkte auf den Markt bringen. So stellten Wind et al. (1990) fest, dass 25% der aktuellen Absätze von Produkten stammen, die in den letzten drei Jahren eingeführt wurden. Innovationsfähigkeit ist somit zu einem Schlüsselkriterium für die Wettbewerbsfähigkeit eines Unternehmens geworden (Harhoff/Licht 1996). Viele Beispiele wie Ford Automobile, DEC Minicomputer oder GE Tomographie, zeigen, dass Neuprodukte ein entscheidender Faktor für das Unternehmens- und Gewinnwachstum sind (vgl. Urban/Hauser 1993). Der Lebenszyklus eines Produktes verkürzte sich in den letzten Jahren in vielen Bereichen (Bayus 1998, van den Bulte 2000). Gleichzeitig werden Neuprodukte immer komplexer und aufwändiger. Darüber hinaus wurde in zahlreichen Marktstudien nachgewiesen, dass ca. ein Drittel aller neu eingeführten Produkte nicht erfolgreich ist (Crawford 1979, Booz et al. 1982). Diese Tendenzen werden von steigenden Entwicklungs- und Markteinführungskosten begleitet. Die Innovationstätigkeit eines Unternehmens ist also mit einem großen Risiko verbunden.

Welche Faktoren beeinflussen jedoch den Erfolg einer Innovation und welcher zeitlichen Entwicklung unterliegt die Innovationsverbreitung auf dem Markt? Mit diesen Fragen haben sich zahlreiche Sozial- und Marketingwissenschaftler beschäftigt (z.B. Rogers 1995, Wind et al. 2000, Köllinger/Schade 2004). So bieten die Innovations- und Adoptionstheorie zahlreiche Beschreibungen für die Akzeptanz, Adoption und Diffusion von Neuprodukten. Es werden verschiedene Einflüsse wie Marketing-Mix-Variablen, das soziale System und interpersonelle Kommunikation betrachtet. Die Stärke dieser Einflussgrößen hängt von der Art des Produktes, der Marktsituation, sozialen und anderen Faktoren ab. Bis heute existiert allerdings keine einheitliche allgemein gültige Theorie der Innovationsdiffusion, welche die Abhängigkeiten zwischen diesen Faktoren und dem Innovationsdiffusionsprozess mathematisch beschreibt. Dieses Feld stellt insofern ein aktives Forschungsgebiet dar.



Neben diesen theoretischen, deskriptiven Betrachtungen finden sich in der Soziologie-, Mathematik- oder Marketingliteratur vielfältige Modellierungsansätze für die Innovationsverbreitung (für eine Übersicht siehe Martino 2003 und Kapitel B und Tabelle B-7 in dieser Arbeit). Ziel dieser Modellierungsansätze ist es meist, konkrete Absatzprognosen für Neuprodukte zu liefern. Dabei unterscheiden sich die Innovationsdiffusionsmodelle in ihren Annahmen, ihrer Verlaufsform sowie möglichen Anwendungszwecken und Einsatzzeitpunkte (vor, während oder nach der Markteinführung einer Innovation).

Aufgrund der großen Anzahl an verschiedenen Modellen, ist die Wahl eines passenden Modells für eine bestimmte Fragestellung zunehmend komplex geworden. Zwar existieren heutzutage verschiedene Klassifizierungsmethoden, die Innovationsdiffusionsmodelle nach unterschiedlichen Kriterien eingruppieren (z.B. Mahajan/Wind 1986, Mahajan et al. 1995, Meade/Islam 1998), sie liefern jedoch keinen umfassenden Überblick über die bestehenden Innovationsdiffusionsmodelle. Meade/Islam (1998) klassifizieren z.B. die Innovationsdiffusionsmodelle nach der Form ihrer Diffusionskurve. Roberts/Lattin (2000) schlagen vier andere Klassen vor: (1) Innovationsmodelle auf aggregierter Ebene, (2) Diffusionsmodelle auf individueller Ebene, (3) Diffusionsmodelle auf individueller Ebene mit begrenzter Parameteranzahl und (4) Mehrstufige Innovationsmodelle. Diese vier Klassen stellen jedoch keine disjunkten, sondern sich überschneidenden Gruppen dar, d.h. ein Innovationsdiffusionsmodell kann gleichzeitig zu zwei Klassen gehören, wie z.B. das Weerahandi/Dalal-Modell (1992).

In dieser Arbeit wird eine neue Klassifizierungsmethode vorgeschlagen, die diesen Mangel beseitigt und eine bessere Orientierung im Dschungel der Innovationsdiffusionsmodelle ermöglicht. Jedem Modell liegen bestimmte Annahmen über die zu untersuchende Marktsituation und die berücksichtigten Einflüsse zu Grunde. Diese Grundannahmen der jeweiligen Modelle werden in der hier vorgestellten Klassifizierungsmethode verwendet, um Modellklassen zu bilden. Dabei gibt es für jede Grundannahme nur zwei mögliche Ausprägungen: So können die Modelle mit oder ohne Marketingvariablen ausgestattet sein, Wettbewerbsprodukte können berücksichtigt werden oder nicht, usw.

Die Grundidee der neuen Klassifizierung beruht auf allgemein akzeptierten Ansätzen, z.B. der Einteilung in aggregierte und individuelle Modelle (Mahajan et al. 2000, Roberts/Lattin 2000), geht jedoch noch einen Schritt weiter, indem sie die Klasseneinteilung präzisiert und mehr Klassifizierungskriterien einführt. Durch die explizite Betrachtung der Grundannahmen der Modelle entstehen disjunkte Klassen, in welche die Modelle einsortiert werden können. Auf einen Blick (siehe Tabelle B-4 und Tabelle B-5) ist somit erkennbar, welche Einflüsse in dem jeweiligen Modell berücksichtigt wurden oder nicht. Dadurch ist ein Vergleich zwischen verschiedenen Modellen einfacher und die Vor- und Nachteile sind leichter feststellbar. Ebenso wird deutlich, welche Daten für die Verwendung von Modellen einer Klasse benötigt werden. Eine derartig ausführliche Klassifizierung ist erstmalig in der Innovationsdiffusionsforschung und vereinfacht die Auswahl eines geeigneten Innovationsdiffusionsmodells für die gewünschte Anwendung.

Die neue Klassifizierung legt die Schlussfolgerung nahe, dass ein Modell umso besser ist, je mehr Einflüsse es berücksichtigt. Dies ist jedoch nicht immer der Fall. Vielmehr muss unterschieden werden, für welche Anwendungszwecke und mit welchen Daten das Modell benutzt werden soll.

Kompliziertere Modelle auf individueller Ebene berücksichtigen vielfältige Faktoren wie z.B. Konsumentenheterogenität, Risikoeinstellung und Konsumentenentscheidungsprozesse (z.B. Chatterjee/Eliashberg 1990). Die Struktur dieser Modelle ist jedoch sehr komplex. Für ihre Modellierung werden deswegen oft detaillierte Daten über Konsumenten benötigt, deren Erfassung mit hohem Aufwand und Kosten verbunden ist. Dies macht diese Modelle oft ungeeignet für die schnelle praktische Anwendung bei der Innovationsplanung durch Marketingmanager.

Wird ein Innovationsdiffusionsprozess hingegen sehr vereinfacht betrachtet, wie z.B. im Bass-Modell (1969), so hat das Innovationsdiffusionsmodell zwar eine übersichtliche Struktur und zeichnet sich durch seine unkomplizierte Anwendung sowie eine meist gute Anpassungsfähigkeit aus, es arbeitet jedoch häufig auf der aggregierten (Markt-)Ebene und kann nicht alle Erkenntnisse aus der Innovations- und Adoptionstheorie berücksichtigen. Daher ist die Darstellung von Innovationsdiffusionsprozessen

sen durch aggregierte Modelle oft nicht ausreichend realitätsnah und nur durch eine begrenzte Vorhersagefähigkeit gekennzeichnet.

Eine erfolgreiche Modellierung sollte daher die Eigenschaften von Modellen auf aggregierter sowie individueller Ebene in sich vereinen: Zum einen müssen die Erkenntnisse der Adoptions- und Innovationsdiffusionstheorie berücksichtigt werden, zum anderen sollte eine geeignete Modellierung eine einfache mathematische Form haben, die sogar bei groben aggregierten Daten wie Absatzdaten, Marktpreisen etc., eine praktische Anwendung des Modells ermöglicht. Diese zwei Aspekte stehen scheinbar im Widerspruch zueinander.

Im Rahmen dieser Arbeit wird eine Modellklasse hybrider Innovationsdiffusionsmodelle vorgestellt, die diesen Widerspruch lösen soll. Der Aufbau dieser Modelle wird hybrid genannt, da er einerseits die Konsumentenebene berücksichtigt und andererseits die Innovationsdiffusion auf der Marktebene abbildet. Dabei werden keine Daten über individuelles Konsumentenverhalten benötigt. Diese Modellklasse, im weiteren Information-Evaluation-Decision-Modell (IED-Modell) genannt, besitzt eine allgemeine Struktur, welche je nach Situation (Monopol- vs. Mehrproduktmarkt, Güter mit oder ohne Wiederholungskäufe, etc.) eine explizite Form annimmt. Das IED-Modell passt somit seine explizite Form der gewünschten Anwendung an (z.B. Absatzprognose eines Neuprodukts mit Wiederholungskäufen für den Monopolmarkt) und ermöglicht es folglich, das theoretische Wissen über Innovationsdiffusionsprozesse mit einer leicht handhabbaren mathematischen Modellierung zu verbinden.

Dieser Modellierungsansatz des IED-Modells ist vollkommen neu in der Innovationsdiffusionsforschung, stützt sich jedoch auf die Innovationsdiffusionstheorie und verwendet verbreitete Annahmen der Innovationsdiffusionsmodellierung, wie z.B. die individuelle Nutzenmaximierung (Feder/O'Mara 1982). Eine Grundannahme des IED-Modells ist, dass jeder Konsument allen bekannten Produkten einen Nutzen zuweist. Dies wird im IED-Modell über eine Verteilungsform dargestellt.

Die Grundstruktur des IED-Modells stellt einen allgemeinen Ansatz dar, der mit verschiedenen Annahmen gefüllt werden kann. Mithin kann man den Einfluss bestimmter Faktoren, wie z.B. das Vorhandensein von Wettbewerbsprodukten, ein- und ausschalten. Durch den allgemeinen Modellierungsansatz kann der Marketingforscher

wählen, inwieweit er ein komplexes, theoretisch fundiertes oder ein leicht anwendbares Modell benutzt. Im IED-Modell hat er damit verschiedene Zwischenstufen zur Verfügung. Die allgemeine Form des IED-Modells erlaubt somit im Gegensatz zu den meisten Innovationsdiffusionsmodellen *eine bewusste Entscheidung* zwischen der einen oder anderen Vorgehensweise. Dieser Aspekt gehört gemeinsam mit der theoretisch fundierten Grundstruktur des IED-Modells zu den Hauptvorteilen dieses Modells. Dass das IED-Modell zu anderen renommierten Innovationsdiffusionsmodellen kompatibel ist, zeigt die Tatsache, dass es unter bestimmten Annahmen deren Form wie z.B. die des Bass-Modells (1969) oder des Kalish-Modells (1985) annimmt.

Empirische Tests des IED-Modells bestätigen, dass das IED-Modell für die Beschreibung und Prognose von Innovationsdiffusionsprozessen sehr gut geeignet ist. Dafür werden im Rahmen dieser Arbeit zunächst detaillierte Monte-Carlo-Simulationen verwendet. Damit gehört diese Arbeit zu einer der ersten, die Monte-Carlo-Simulationen im Kontext der Innovationsdiffusionsforschung intensiv verwendet. Im zweiten Schritt werden reale Absatzdaten mit dem IED-Modell geschätzt. Dabei zeigt sich, dass das IED-Modell vielen Innovationsdiffusionsmodellen bzgl. der Anpassungsgüte und Prognosekraft deutlich überlegen ist.

Mit dem hier vorgestellten neuen IED-Modell steht der Innovationsforschung somit ein Modell zur Verfügung, das theoretisch fundiert ist, dennoch aufgrund seines allgemeinen Modellierungsansatzes eine leichte Anwendung sicherstellt sowie eine sehr gute Vorhersagefähigkeit besitzt.

## II. Vorgehensweise

Diese Arbeit ist wie folgt gegliedert:

Kapitel B gibt einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschung. Im ersten Teil des Kapitels werden die Grundlagen der Innovationsdiffusionstheorie und –modellierung vorgestellt: Es wird mit der Positionierung von Innovationsdiffusionsmodellen unter verschiedenen Prognoseansätzen begonnen. Anschließend werden die Grundaspekte der Innovationsdiffusionstheorie und deren Zusammenhang mit Innovationsdiffusionsmodellen aufgezeigt. Anwendungsmöglichkeiten von Innovations-

diffusionsmodellen und ihre Grundstruktur werden am Ende des ersten Teils dargestellt. Der zweite Teil des Kapitels ist der Klassifizierung von Innovationsdiffusionsmodellen gewidmet. Die Modelle werden nach ihren Annahmen mit Hilfe eines neuen Klassifizierungssystems in verschiedene Klassen eingeteilt. Dabei wird beabsichtigt, dass jede einzelne Klasse möglichst homogen bzgl. ihrer Annahmen ist. Anschließend werden die acht Klassen ausführlich dargestellt und miteinander verglichen. Im letzten Abschnitt werden die wichtigsten Ergebnisse zusammengefasst und Wege für die weitere Forschung vorgeschlagen. Ziel dieses Kapitels ist es, einerseits ein Bild über den aktuellen Stand der Innovationsdiffusionsmodellierung zu geben und andererseits durch den neuen Klassifizierungsansatz und die Diskussion einiger Klassen dem Marketingforscher zu helfen, aus der Vielzahl an Modellen das für die jeweilige Situation passende Modell herauszufinden.

Im Kapitel C wird das IED-Modell beschrieben. Im ersten Teil des Kapitels C wird die Grundstruktur des Modells erklärt. Dabei werden folgende Fragen beantwortet:

- Wie trifft ein Konsument gemäß dem IED-Modell eine Kaufentscheidung?
- Wie beeinflussen die Produktinformationen und der Preis eine Kaufentscheidung?
- Wie ändert sich die Innovationsdiffusion über die Zeit?

Im nächsten Abschnitt des Kapitels C wird auf explizite Annahmen zu den einzelnen Variablen im IED-Modell eingegangen und die Gültigkeit einiger Annahmen anhand von zwei Sensibilitätsanalysen überprüft. Abschließend folgt ein theoretischer Vergleich des IED-Modells mit anderen prominenten Innovationsdiffusionsmodellen.

Im Kapitel D wird eine beispielhafte praktische Anwendung des IED-Modells für den Monopolmarkt mit Erstkäufen gezeigt. Zuerst wird eine Monte-Carlo-Simulation vorgestellt. Sie erreicht zwei Ziele: Zum einen erlaubt sie darzustellen, wie der Diffusionsablauf gemäß des IED-Modells verläuft. Zum anderen können zwei verschiedene Schätzmethode untersucht werden. Der nächste Schritt in diesem Kapitel ist eine empirische Studie anhand von realen Absatzzahlen eines sehr speziellen Produktes (Software), das nur einmal gekauft wird. In diesem Rahmen werden vier verschiedene Formulierungen des IED-Modells in Bezug auf Anpassungsvermögen und Prognosegüte untersucht. Im nächsten Schritt werden diese Modellvarianten mit fünf

weit verbreiteten Innovationsdiffusionsmodellen verglichen. Diese Analyse ermöglicht eine Aussage darüber, welches der Modelle am besten in der Praxis für die Beschreibung und Vorhersage von Innovationsdiffusionsprozessen geeignet ist.

Im Kapitel E werden die wichtigsten Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst und neue Ziele für die weitere Forschung vorgeschlagen.

## **B. Innovationsdiffusionsforschung und –modelle**

## **I. Verbale Innovationstheorie und ihre Modellierung**

### **I.1. Prognoseansätze und Innovationsdiffusionsmodelle**

Um Risiken bei der Produktionsplanung, Personal- oder Materialanschaffung einzugrenzen, erstellen Firmen Absatzprognosen für die nächsten Zeitperioden. Dafür stehen dem Marketingmanager unterschiedliche Prognoseansätze zur Verfügung, die hier übersichtsartig vorgestellt werden.

Armstrong/Grohman (1972) führen eine Vergleichsanalyse von Methoden für langfristige Marktprognosen durch. Die Prognosemodelle werden dabei nach zwei Kriterien klassifiziert: Zum einen unterscheiden sie zwischen objektiven und subjektiven Ansätzen. Subjektiven Einschätzungen zeichnen sich durch intuitive Beurteilungen und Prognosen aus. Im Gegensatz dazu beruhen die objektiven Ansätze auf etablierten Theorien und sind gut spezifiziert. Als zweites Kriterium teilen Armstrong/Grohman (1972) die Prognosemodelle in naive und kausale Ansätze ein. Die naiven Ansätze berücksichtigen nur abhängige Variablen, z.B. die Absatzmenge. Die kausalen Prognosemodelle beinhalten neben der abhängigen Variablen auch unabhängigen Variablen, die in einem Zusammenhang mit der abhängigen Variablen stehen, z.B. Absatzmenge als abhängige und Preis als unabhängige Variable. Aus diesen zwei Kriterien mit jeweils zwei Variationen ergeben sich vier Modellklassen. In Tabelle B-1 wird diese Klassifikation wiedergegeben.

Chambers et al. (1971) nehmen eine ähnliche Klassifizierung vor. Sie unterscheiden zwischen (1) qualitativen Methoden, wie z.B. der Delphi-Methode; (2) der Zeitreihenanalyse und der Projektionsmethode, wie z.B. Box-Jenkins Methode; (3) kausalen Methoden, wie z.B. ökonometrischen Modellen. Diese Klassifizierung lässt sich in das oben beschriebene Schema von Armstrong/Grohman (1972) eingliedern (siehe Tabelle B-1).

Martino (2003) unterscheidet auch mehrere Ansätze für Technologieprognosen: Abfragen von Umweltbedingungen, kausale Modelle, Szenarien, Delphi Methode, Extrapolation, stochastische Ansätze, Technologiemessungen und Chaostheorieansätze.



Diese Ansätze können ebenfalls nach ihrer Objektivität und Kausalität eingeordnet werden (siehe Tabelle B-1).

In den letzten 30 Jahren wurden besonders die kausal-objektiven Methoden stark erweitert. Zu den ökonometrischen Modellen kamen stochastische Ansätze (z.B. Simulationen mit stochastischen, zellulären Automaten bzw. stochastische Modelle), Technologiemesungen und Chaostheorieansätze hinzu.

	<b>Naiv</b>	<b>Kausal</b>
<b>Objektiv</b>	Armstrong/Grohman (1972) <i>Extrapolation</i> Chambers et al. (1971) <i>Zeitreihenanalyse und Projektionsmethode</i> Martino (2003) <i>Extrapolation</i>	Armstrong/Grohman (1972) <i>Ökonometrische Modelle</i> Chambers et al. (1971) <i>Kausale Modelle</i> Martino (2003) <i>Kausale Modelle, Stochastische Ansätze, Technologiemesungen, Chaostheorieansätze</i>
<b>Subjektiv</b>	<i>Beurteilung von Nicht-Experten</i>	Armstrong/Grohman (1972) <i>Expertenbeurteilung</i> Chambers et al. (1971) <i>Qualitative Methoden</i> Martino (2003) <i>Abfrage von Umweltbedingungen, Szenarien, Delphi Methode</i>

*Tabelle B-1 Klassifizierung von Prognosemodellen und Einteilung der drei Autoren.*

In den meisten Innovationsdiffusionsmodellen werden ökonometrische und/oder stochastische Ansätze verwendet. Diese Modelle beruhen auf der Innovationsdiffusionstheorie und stellen die Zusammenhänge zwischen den Variablen des Innovationsdiffusionsprozesses dar. Sie bilden mathematisch ab, wie sich Neuprodukte auf einem Markt verbreiten und gehören damit zu den kausal-objektiven Modellen. Armstrong/Grohman (1972) stellen in ihrer Analyse fest, dass die objektiven gegenüber den subjektiven Ansätzen und die kausalen gegenüber den naiven Ansätzen eine akkuratere Prognose erstellen.

Bei einigen Innovationsdiffusionsmodellen wird dennoch eine Kombination aus objektiven und subjektiven kausalen Ansätzen angewendet. Es ist beispielsweise empfehlenswert, das Marktpotential durch Expertenbeurteilungen abzuschätzen, um eine Verzerrung bei der statistischen Marktpotentialschätzung zu vermeiden (Hee-

ler/Hustad 1980). Gemäß Marketingstudien haben solche gemischten Modelle eine gute Prognosegüte (Mahajan et al. 1990).

## **I.2. Rogers Innovationsdiffusionstheorie**

Die Innovationsdiffusionstheorie von Rogers (1995) wird in der Soziologie- und Marketingforschung weitgehend akzeptiert und angewendet (z.B. Kaas 1973, Ettlie/Vellenga 1979, Swanson 1994, Abrahamson/Rosenkopf 1997, Litfin 2000, Goldenberg et al. 2001). Viele Innovationsdiffusionsmodelle beruhen auf den Ideen von Rogers' Theorie (z.B. Bass 1969, Midgley 1976, Dodson/Muller 1978, van den Bulte/Lilien 2001). Die Innovationsdiffusionstheorie beschreibt folgende Fragen:

- Was ist eine Innovation?
- Wie verbreitet sich eine Innovation und warum?
- Welche Faktoren beeinflussen die Innovationsdiffusion?
- Wer adoptiert die Innovation?
- Warum beginnen individuelle Adoptionsprozesse zu unterschiedlichen Zeitpunkten?
- Warum beansprucht der individuelle Adoptionsprozess unterschiedlich viel Zeit?
- Wie treffen einzelne Individuen ihre Adoptionsentscheidungen? Von welchen Faktoren hängt diese Entscheidung ab?
- Wie hoch ist das erreichbare Marktpotential und durch welche Faktoren wird es determiniert (Litfin 2000)?

In diesem Abschnitt wird ein kurzer Überblick über die Grundideen und -begriffe von Rogers' Innovationsdiffusionstheorie (1995) gegeben.

Gemäß Rogers (1995) ist die Innovationsdiffusion ein Prozess, durch welchen eine Innovation über bestimmte Kanäle zwischen Mitgliedern eines sozialen Systems über die Zeit kommuniziert wird. Eine Innovation kann eine Idee, ein Gebrauch oder ein Gegenstand sein, die von Individuen und anderen Adoptionseinheiten als neu wahrgenommen werden (Rogers 1995). Dabei bedeutet Adoption eine erstmalige Übernahme einer Innovation durch ein Individuum (Weiber, 1992). Diese Individuen wer-

den Adoptoren genannt. Im Falle der Adoption spricht man von einer individuellen bzw. disaggregierten Ebene. Aus einzelnen Adoptionsentscheidungen ergibt sich die Innovationsdiffusion. Hier spricht man von der Markt- bzw. aggregierten Ebene.

Aus der Definition der Innovationsdiffusion folgt gemäß Rogers (1995), dass die individuellen Adoptionsentscheidungen und dementsprechend der Innovationsdiffusionsprozess durch

- die Innovation selbst und dementsprechend durch ihre Eigenschaften,
- das soziale System, ihre einzelnen Mitglieder, Struktur (Aufbau) und
- Kommunikationskanäle

beeinflusst werden (Rogers, 1995). Gatignon/Robertson (1985) fügen zu diesen Faktoren noch Marketingaktivitäten hinzu. Auf diese Faktoren soll im Folgenden näher eingegangen werden.

Rogers (1995) definiert fünf Innovationseigenschaften, die den Adoptionsprozess beschleunigen und den Diffusionsprozess beeinflussen. In der Marketingliteratur wurde zu diesen Eigenschaften noch das Risiko einer Innovation als eigenständige Eigenschaft hinzugefügt (Ostlund 1974, Litfin 2000):

- *relativer Vorteil*: Ein großer relativer Vorteil bewegt Individuen zur Adoptionsentscheidung (Hofbauer 2004).
- *Kompatibilität*: Eine hohe Kompatibilität der Innovation mit Werten, Erfahrungen und Bedürfnissen reduziert den möglichen Widerstand bei der Übernahmeverentscheidung, der durch Werte und Normen eines Systems bedingt ist.
- *Komplexität*: Eine weniger komplexe Innovation erleichtert das Verstehen des Neuen und beschleunigt damit die Adoptionsentscheidung.
- *Erprobbarkeit*: Eine erprobare Innovation reduziert das soziale und finanzielle Risiko sowie Unsicherheit bei der Adoptionsentscheidung. Die Erprobbarkeit der Innovationen bezieht sich auf deren Such- bzw. Inspektionseigenschaften (vgl. Nelson 1970, Kaas 1990, Schade/Schott 1993).
- *Beobachtbarkeit*: Eine hohe Beobachtbarkeit der Innovation stimuliert die Kommunikation über diese Innovation. Diese hat zwei Effekte: Erstens reduziert die

Kommunikation das empfundene Risiko einer Adoptionsentscheidung und zweitens erhöht sie den sozialen Druck (Rogers 1995).

- *Risiko*: Da jede Innovation viele Unsicherheiten im Hinblick auf Qualität bzw. soziale Akzeptanz beinhaltet, ist sie mit einem Risiko verbunden. Die Größe des wahrgenommenen Risikos in der Bevölkerung korreliert negativ mit der Geschwindigkeit eines Innovationsdiffusionsprozesses (Ostlund 1974, Rogers 1995, Litfin 2000).

Innovationseigenschaften spielen eine entscheidende Rolle bei der Innovationsdiffusion. So finden Labay/Kinnear (1981), dass die individuelle Wahrnehmung von Innovationseigenschaften den Zeitpunkt der Adoption besser vorhersagt als demographische Konsumentencharakteristika.

Der Adoptionsprozess und die Innovationsverbreitung finden in einem sozialen System statt. Rogers (1995) definiert das soziale System als eine Menge von zusammenhängenden Einheiten, die in den gemeinsamen Problemlösungsprozess involviert sind, um ein gemeinsames Ziel zu erfüllen. Dabei können die Einheiten bzw. Mitglieder eines sozialen Systems Individuen, informale Gruppen, Organisationen oder Untersysteme sein. Allgemein kann ein soziales System durch Systemnormen und Werte, Systemevolution und die Homogenität der Mitglieder beschrieben werden. Die Homogenität eines sozialen Systems charakterisiert, wie ähnlich Normen und Werte der einzelnen Systemmitglieder sind. Durch die Normen und Werte wird die Anzahl der potentiellen Adoptoren bestimmt (Gatignon/Robertson 1985). Da sich Systemnormen und Werte über die Zeit ändern können, kann sich auch die Anzahl potentieller Adoptoren ändern. Die zeitliche Änderung wird durch die Systemevolution beschrieben.

Das soziale System beeinflusst gemäß Rogers (1995) einzelne Adoptions- oder Ablehnungsentscheidungen und die Innovationsverbreitung in diesem System. Dies geschieht z.B. dadurch, dass das soziale System eine Innovation auf Kompatibilität mit Systemnormen und Werten überprüft oder dass die Kommunikationskanäle des sozialen Systems bestimmen, wie sich Informationen über eine Innovation verbreiten.

Abhängig davon, wie intensiv und wie viele Mitglieder eines sozialen Systems in die individuelle Entscheidung einbezogen werden, unterscheidet Rogers (1995) zwischen nicht verbindlichen, kollektiven und autoritären Entscheidungen.

Ein Individuum kann während des Adoptionsprozesses fünf Phasen durchlaufen: (1) die *Awareness*, (2) die Meinungsbildungsphase, (3) die Adoptionsentscheidung, (4) die Implementierung, (5) die Bestätigungsphase (Rogers 1995, Pohl 1996). Ob ein Konsument alle fünf Phasen durchläuft, hängt davon ab, welchen Grad der Involvierung und welche kognitive Informationsverarbeitung eine Adoptionsentscheidung erfordert (Gatignon/Robertson 1985). So kann z.B. ein Konsument bei der Adoption einer preisgünstigen Innovation von der *Awareness*-Phase direkt zur Adoptionsentscheidungsphase übergehen.

Während des Adoptionsprozesses werden die Individuen und ihre Entscheidungen durch zwei Informationsquellen beeinflusst: Massenmedien und interpersonelle Kommunikation. Die interpersonelle Kommunikation beinhaltet sowohl die verbale (sogenannte Mundpropaganda), als auch die visuelle Kommunikation (Gatignon/Robertson 1985). Massenmedien sind insbesondere in den frühen Phasen des Adoptionsprozesses von Bedeutung. Sie können aber bei Innovationen mit einer niedrigen Involvierung auch während des gesamten Adoptionsprozesses wirksam sein (Swinyard/Kenneth 1978). Die interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Individuen besonders stark in den Endphasen des Adoptionsprozesses und ist bei Innovationen mit einer hohen Involvierung von großer Bedeutung (Bettman 1979, Gatignon/Robertson 1985, Rogers 1995). Gemäß Gatignon/Robertson (1985) bestimmt die interpersonelle Kommunikation die Geschwindigkeit und die Form des Innovationsdiffusionsprozesses.

Jeder individuelle Adoptionsprozess und jede Innovationsdiffusion benötigen Zeit. Rogers (1995) definiert die Zeit als ein weiteres Element des Innovationsdiffusionsprozesses. In der Innovationsdiffusionstheorie wird die Zeit vorwiegend in folgenden Zusammenhängen erwähnt:

- Individuen benötigen unterschiedlich lange Zeitspannen zwischen der ersten Information über eine Innovation und der tatsächlichen Adoptions- bzw. Ablehnungsentscheidung.

- Individuen übernehmen eine Innovation zu unterschiedlichen Zeitpunkten des Innovationsdiffusionsprozesses. Nach diesem Kriterium können die Konsumenten in „waghalsige“ Innovatoren, „angesehene“ frühe Adoptoren, „bedachtame“ frühe Mehrheit, „skeptische“ spätere Mehrheit und „traditionelle“ Nachzügler aufgeteilt werden (Rogers 1995). Der Zeitpunkt der Übernahme wird durch den Zeitpunkt der ersten Information und die Länge des Adoptionsprozesses bestimmt.
- Der Innovationsdiffusionsprozess kann mit einer Adoptionsrate beschrieben werden, welche die relative Geschwindigkeit des Innovationsdiffusionsprozesses über die Zeit darstellt. Dabei folgt der Innovationsdiffusionsprozess oft einem S-förmigen oder einem exponentiellen Verlauf. Für den S-förmigen Verlauf sind der starke Einfluss der interpersonellen Kommunikation, hohe Innovations- und Wechselkosten und hohe Unsicherheiten charakteristisch. Der exponentielle Verlauf ist durch eine niedrige Involvierung in den Adoptionsprozess, relativ geringe Unsicherheiten und geringe Innovations- und Wechselkosten gekennzeichnet (Gatignon/Robertson 1985).

Die Aufgabe von Innovationsdiffusionsmodellen ist es, die Adoptionsrate und ihre zeitliche Änderung mathematisch zu beschreiben und zu prognostizieren.



Abbildung B-1 Innovationsdiffusionsprozess.

Abbildung B-1 stellt den Innovationsdiffusionsprozess gemäß Rogers Innovationsdiffusionstheorie (1995) dar. Bei der Modellierung von Innovationsdiffusionsprozessen steht jeder Marktforscher vor der Frage, welche der erklärenden Variablen des Adoptionsprozesses in das Innovationsdiffusionsmodell einbezogen werden sollen. Ein Modell, welches alle möglichen Variablen und Phänomene des Adoptionsverhaltens berücksichtigte, wäre jedoch durch seine enorme Komplexität nicht mehr oder nur noch schwer zu handhaben (Roberts/Lattin 2000). Es wird daher nach einem Kompromiss zwischen Realitätsnähe und leichter Anwendbarkeit eines Modells gesucht. Folglich werden oft nur einige erklärende Variablen in den Innovationsdiffusionsmodellen betrachtet. In Tabelle B-2 sind einige typische Variablen aufgelistet. Zu jeder Variablen werden einige Modelle genannt, die sie berücksichtigen.

Auf die verschiedenen Innovationsdiffusionsmodelle und ihre Anwendungen soll nun näher eingegangen werden.

<b>Erklärende Variable des Innovationsdiffusionsprozesses</b>	<b>Beispiele von Innovationsdiffusionsmodellen</b>
Wahrgenommene Eigenschaften einer Innovation	Hauser/Wisniewski (1982), Kalish (1985), Meyer/Sathi (1985), Chatterjee/Eliashberg (1990), Horsky (1990),
Typ einer Adoptionsentscheidung und Dauer einer Innovationsentscheidung	Dodson/Muller (1978), Kalish (1985)
Kommunikationskanäle	Bass (1969), Kalish (1985), Bass et al. (1994)
Soziales System, Heterogenität und Innovationsfreude seiner Mitglieder	Feder/O'Mara (1982), Chatterjee/Eliashberg (1990)
Marketing-Mix-Variablen	Kalish (1985), Simon/Sebastian (1987) Bass et al. (1994)

*Tabelle B-2 Beispiele von Innovationsdiffusionsmodellen, die verschiedene Variablen des Innovationsdiffusionsprozesses berücksichtigen.*

### **I.3. Innovationsdiffusionsmodelle: Anwendungsmöglichkeiten**

Bei der Entwicklung von Innovationsdiffusionsmodellen war die Hauptmotivation, eine Absatzprognose zu erstellen (z.B. Bass 1969, Easingwood et al. 1983, Srinivasan/Mason 1986). Mittlerweile gibt es eine Vielzahl von Modellen, deren primäres Ziel es ist, den Einfluss bestimmter Faktoren auf die Innovationsdiffusion zu untersuchen. So können diese Modelle z.B. den Einfluss von Marketing-Mix-Variablen auf den Innovationsdiffusionsverlauf abbilden.

In der Marketingliteratur wird oft zwischen Modellanwendungen für die Vorhersage, normative und deskriptive Ziele unterschieden (Mahajan/Wind 1986, Mahajan et al. 1990). Bei deskriptiven Anwendungen können bestimmte Innovationsdiffusionshypothesen getestet werden (Mahajan/Wind 1986). Mahajan et al. (1984) studierten z.B. den Einfluss negativer Mundpropaganda auf die Innovationsdiffusion. Anhand von normativen Modellen wird untersucht, wie ein Neuprodukt vermarktet werden sollte, z.B. welche Werbepolitik oder welche Preisstrategie bei der Neuprodukt-einführung einzusetzen sind.

Eine weitere Klassifizierung wird von Mahajan et al. (2000) vorgenommen. Sie teilen die Anwendungsmöglichkeiten nach dem Einsatzzeitpunkt ein: vor und nach der Produkteinführung. In dieser Arbeit wird eine ähnliche Unterteilung der Anwendungsmöglichkeiten vorgenommen. Da in der Literatur weitere Anwendungsbeispiele zu finden sind, wird als Einsatzzeitpunkt „während der Produkteinführung“ hinzugefügt. In Tabelle B-3 sind mögliche Anwendungen von Diffusionsmodellen aufgezählt und nach ihrem Einsatzzeitpunkt gegliedert.

Anwendung	Einsatzzeitpunkt	Beispielmodelle
Absatzprognose	Vor der Produkteinführung	Bass (1969), Kalish (1985), Chatterjee/Eliashberg (1990), Kim et al. (2005)
	Nach der Produkteinführung	Bass (1969), Kalish (1985), Bass et al. (1994)
Festlegung der optimalen Werbepolitik	Vor der Produkteinführung	Chatterjee/Eliashberg (1990)
	Nach der Produkteinführung	Simon/Sebastian (1987), Bass et al. (1994)
Festlegung der optimalen Preisstrategie	Vor der Produkteinführung	Lattin/Roberts (1988)
	Nach der Produkteinführung	Kalish (1985)
Optimaler Zeitpunkt der Produkteinführung	Vor der Produkteinführung	Norton/Bass (1987), Wilson/Norton (1989)
Bewertung von Schaden durch die Patentverletzung	Während der Produkteinführung	Mahajan et al. (1993)
Bewertung des Marktwertes eines Geschäfts	Während der Produkteinführung	Kim et al. (1995)

*Tabelle B-3 Anwendungsmöglichkeiten von Innovationsdiffusionsmodellen (Mahajan/Wind 1986, Mahajan et al 1995, Mahajan et al. 2000).*



#### I.4. Grundstruktur der Modellierung des Innovationsdiffusionsprozesses

Unabhängig von den Anwendungszielen ist die Grundstruktur der meisten Innovationsdiffusionsmodelle einander ähnlich. In der Regel lassen sie sich als sogenanntes Hazard-Rate-Modell formulieren.

Hazard-Rate-Modelle wurden in der Statistik entwickelt, um Ausfallzeitpunkte zu untersuchen. Dabei beschreibt die Hazard-Rate eine bedingte Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein Ereignis bis zum Zeitpunkt  $t$  noch nicht eingetreten ist und dass es im Zeitintervall  $[t, t+\Delta]$  eintritt.

$$(B-1) \quad \begin{aligned} h(t) &\approx \Pr(T \leq t + \Delta \mid T > t) \text{ bzw.} \\ h(t) &= \frac{dF(t)}{1 - F(t)}, \end{aligned}$$

wobei  $h(t)$  die Hazard-Rate und  $F(t)$  eine Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktion über die Zeit  $t$  ist.

Im Innovationsdiffusionskontext ist die Hazard-Rate eine bedingte Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein Konsument eine Innovation im Zeitintervall  $t+\Delta$  übernimmt unter der Bedingung, dass er die Innovation bis zum Zeitpunkt  $t$  noch nicht übernommen hat.

Bei der Formulierung der Hazard-Rate-Funktion können unterschiedliche Variablen, wie z.B. Marketing-Mix-Variablen (Produktqualität, Werbung, Preis, etc.), psychographische Konsumentenmerkmale (Risikoeinstellung, Präferenzen, etc.), sozioökonomische und demographische Konsumentenmerkmale (Einkommen, Alter, Geschlecht, etc.) berücksichtigt werden. Außerdem können die Konsumenten in Bezug auf die Hazard-Rate als homogen oder heterogen betrachtet werden. Beispielsweise modelliert Bass (1969) die Hazard-Rate als eine lineare Funktion der vorherigen kumulierten Übernahmen  $Y(t)$ .

$$(B-2) \quad h(t) = p + q \frac{Y(t)}{m} \Rightarrow \frac{dF(t)}{1 - F(t)} = p + q \frac{Y(t)}{m},$$

wobei  $p$  Innovations-,  $q$  Imitationskoeffizient und  $m$  das Marktpotential ist. Im Bass-Modell (1969) sind die Konsumenten in Bezug auf die Hazard-Rate-Funktion homogen. Im Gegensatz zu Bass (1969) nehmen Lattin/Roberts (1988) an, dass die Konsumenten bzgl. der Produktwahrnehmung und dementsprechend bzgl. ihrer Hazard-Rate-Funktion heterogen sind. Dabei hat die Hazard-Rate-Funktion für den Konsumenten  $i$  folgende Form:

$$(B-3) \quad h_i(t) = \frac{\text{Exp}\left(\left(\mu_i - \frac{\alpha_i \sigma_i^2}{2(\tau_i + Y(t-1))}\right) - \mu_{ei}\right) - \text{Exp}\left(\left(\mu_i - \frac{\alpha_i \sigma_i^2}{2(\tau_i + Y(t-2))}\right) - \mu_{ei}\right)}{1 + \text{Exp}\left(\left(\mu_i - \frac{\alpha_i \sigma_i^2}{2(\tau_i + Y(t-2))}\right) - \mu_{ei}\right)},$$

wobei  $\mu_i$  der wahre Nutzen einer Innovation<sup>1</sup>,  $\mu_{ei}$  der erwartete Innovationsnutzen eines Konsumenten,  $\alpha_i$  die Risikoaversion,  $Y(t)$  die kumulierte Anzahl von Innovationsadoptoren und  $\tau_i$  Stärke des Anfangsglaubens<sup>2</sup> sind.  $\sigma_i^2$  bildet die Konsumentenunsicherheit bzgl. der Innovation ab (Lattin/Roberts 2000).

Eine weitere Modifikation sind die sogenannten proportionalen Hazard-Rate-Modelle. Diese Form ist in der Diffusionsforschung sehr verbreitet (Levin et al. 1987, Rose/Joskow 1990, Weerahandi/Dalal 1992, Litfin 2000). Proportionale Hazard-Rate-Modelle bestehen aus zwei Teilen: einer Hazard-Rate-Basisfunktion  $h_0(t)$  und einem Proportionalitätsfaktor  $\varphi(x_t, b)$  mit einem Parametervektor  $b$  und den Kovariaten  $x_t$ , welche das Adoptionsverhalten beeinflussen (Helsen/Schmittlein 1993):

$$(B-4) \quad h(t | x_t) = h_0(t) \varphi(x_t, b),$$

Der Proportionalitätsfaktor  $\varphi(x_t, b)$  kann als die zeitunabhängige Neigung eines Konsumenten, eine Innovation zu übernehmen, interpretiert werden. Die zeitliche Änderung der Hazard-Rate wird durch die Basisfunktion  $h_0(t)$  abgebildet.

---

<sup>1</sup> Der wahre Neuproduktnutzen ist die Nutzeneinschätzung eines Konsumenten, wenn er über alle Produktinformationen verfügt.

<sup>2</sup> Als Anfangsglauben wird die Nutzeneinschätzung eines bisher uninformatierten Konsumenten bezeichnet (initial beliefs).

Es können verschiedene Annahmen bzgl. der Hazard-Rate-Basisfunktion und dem Proportionalitätsfaktor gemacht werden. So nehmen Bass et al. (1994) an, dass die Hazard-Rate-Basisfunktion eine lineare Funktion der vorherigen Adoptorenanzahl  $Y(t)$  ist und dass der Proportionalitätsfaktor eine Funktion von Preis  $P_t$  und Werbung  $A_t$  ist:

$$(B-5) \quad \begin{aligned} h(t) &= \left( p + q \frac{Y(t)}{m} \right) \left( 1 + b_1 \frac{\Delta P_t}{P_t} + b_2 \frac{\Delta A_t}{A_t} \right), \\ h_0(t) &= p + q \frac{Y(t)}{m}, \varphi(x_t, b) = 1 + b_1 \frac{\Delta P_t}{P_t} + b_2 \frac{\Delta A_t}{A_t}. \end{aligned}$$

In dem Modell von Bass et al. (1994) sind die Konsumenten bzgl. der beiden Funktionen homogen.

Die proportionalen Hazard-Rate-Modelle lassen jedoch auch Konsumentenheterogenität zu. Ein Beispiel hierfür ist das Weerahandi/Dalal-Modell (1992). In diesem Modell sind die Konsumenten in Bezug auf die Hazard-Rate-Basisfunktion homogen und in Bezug auf den Proportionalitätsfaktor heterogen. Dabei ist die Basisfunktion  $h_0(t)$  eine Funktion der Adoptorenanzahl  $Y(t)$  und der Werbung  $A_t$ . Der Proportionalitätsfaktor  $\varphi(x_t, b)$  hängt von demographischen, individuellen Eigenschaften und von den Marketing-Mix-Variablen ab.

Mathematisch hat das Weerahandi/Dalal-Modell (1992) folgende Form:

$$(B-6) \quad h_i(t) = (f(A) + qY(t)) \left( \frac{1}{1 + e^{\lambda X_i + \mu_i \pi_i}} \right),$$

wobei  $f(A)$  die Werbewirkung abbildet,  $X_i$  und  $\pi_i$  die Vektoren von demographischen Eigenschaften und der Wahrnehmung von Marketing-Mix-Variablen des Konsumenten  $i$  sind. Ähnliche Modellstrukturen, die als Rang-Effekte-Modelle bezeichnet werden, werden auch als Modelle für die Verbreitung von neuen Technologien verwendet (Stoneman 2002, Köllinger 2006).

Die oben dargestellten Beispiele zeigen, dass Innovationsdiffusionsmodelle oft eine ähnliche Modellierungsstruktur haben. Da in der Marketingliteratur verschiedene Annahmen bzgl. der Erklärungsvariablen für den Innovationsdiffusionsprozess ver-

wendet werden, existiert heutzutage eine Vielzahl von Modellen mit verschiedenen Vor- und Nachteilen.

## II. Innovationsdiffusionsmodelle: Klassifikation

Es gibt verschiedene Klassifikationsansätze für Innovationsdiffusionsmodelle. So teilen Meade/Islam (1998) die Innovationsdiffusionsmodelle nach der Form ihrer Diffusionskurve in symmetrische, nicht-symmetrische und flexible Modelle ein. Die Klassifikation geht jedoch nicht auf solche Modelleigenschaften wie Grundannahmen oder erforderliche Daten über Konsument, Marketing-Mix oder Absatz ein. Roberts/Lattin (2000) unterscheiden hingegen die Innovationsdiffusionsmodelle nach ihrem Modellierungsansatz in vier Klassen: (1) Innovationsmodelle auf aggregierter Ebene, (2) Diffusionsmodelle auf einer individuellen Ebene, (3) Diffusionsmodelle auf individueller Ebene mit begrenzter Parameteranzahl und (4) Mehrstufige Innovationsmodelle. Eine kritische Eigenschaft dieser Klassifikation ist, dass sie nicht zu disjunkten Klassen, sondern zu sich überschneidenden Klassen führt: So kann ein Modell zu zwei oder mehreren Klassen gehören (z.B. Weerahandi/Dalal-Modell (1992)).

In dieser Arbeit wird ein neuer Klassifizierungsansatz vorgestellt, der zwar auf bekannten Klassifizierungsansätzen beruht, jedoch disjunkte, voneinander abgegrenzte Klassen bildet, die eine deutliche Einteilung von Innovationsdiffusionsmodellen ermöglicht. Dieser Ansatz soll dem Anwender helfen, schnell zu erkennen, zur welcher Klasse ein Modell gehört und welche Eigenschaften es besitzt. Weiß der Anwender, über welches Datenmaterial er verfügt und für welche Produkt- und Markttyp er eine Prognose erstellen muss, erleichtert die neue Klassifizierung ihm erheblich die Auswahlentscheidung aus der in der Forschung herrschenden Modellenvielfalt.

Im neuen Klassifizierungsansatz werden die Innovationsdiffusionsmodelle nach ihren Annahmen gruppiert. In Tabelle B-4 werden die sieben wichtigsten Annahmen vorgestellt. Weitere Annahmen sind möglich, diese sollen im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht berücksichtigt werden. Aufgrund der sieben Annahmen mit ihren jeweils zwei Ausprägungen können  $2^7 = 128$  Modellklassen gebildet werden. Für diese Arbeit werden die in der Literatur vorhandenen Modelle hinsichtlich der getroffenen Annahmen untersucht und zunächst einer der 128 Klassen zugeteilt. Da eine derartig

feine Einteilung jedoch wegen der begrenzten Anzahl von existierenden Modellen wenig hilfreich wäre, werden Klassen, die nicht oder nur sehr schwach belegt sind, zusammengefasst. Als Resultat werden *acht* Hauptklassen (siehe Tabelle B-5) erstellt. Nur diese acht Klassen werden in dieser Arbeit vorgestellt.

<b>Annahme in Bezug auf</b>	<b>Mögliche Annahmen</b>
Anzahl von Wettbewerbsprodukten bzw. Generationen auf dem Markt	Monopol (1 Produkt vs. 1 Generation), Mehrproduktmarkt (Mehrere Produkte vs. Generationen)
Typ von Käufen	Erstkäufe, Erst- und Wiederholungskäufe
Konsumentenentscheidungsprozess	berücksichtigt, vernachlässigt
Adoptionsprozess	Einstufiger, Mehrstufiger Prozess
Konsumentenheterogenität	berücksichtigt, vernachlässigt
Marketing-Mix-Variablen	berücksichtigt, vernachlässigt
Typ der Modellierung	deterministisch, stochastisch

*Tabelle B-4 Annahmen in Innovationsdiffusionsmodellen.*

Als „aggregiert“ werden normalerweise solche Innovationsdiffusionsmodelle bezeichnet, die den individuellen Entscheidungsprozess und die Konsumentenheterogenität nicht berücksichtigen. Als „Modelle auf der individuellen Ebene“ werden solche Innovationsdiffusionsmodelle bezeichnet, die den individuellen Entscheidungsprozess und die Konsumentenheterogenität berücksichtigen.

In den folgenden Abschnitten werden die oben erwähnten *acht Modellklassen* detailliert dargestellt und ihre Besonderheiten beschrieben.

Modellklasse	Anzahl von Wettbewerbsprodukten	Typ von Käufen	Konsumentenentscheidungsprozess	Adoptionsprozess	Konsumentenheterogenität	Marketing-Mix-Variablen	Typ der Modellierung	Beispielsmodelle
	- Monopolmarkt + Mehrere Produkte vs. Generationen am Markt	- Erstkäufe + Erstund Wiederholungskäufe	- vernachlässigt + berücksichtigt	- Einstufig + mehrstufig	- vernachlässigt + berücksichtigt	- vernachlässigt + berücksichtigt	- deterministisch + stochastisch	
Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt	-	meistens -	-	-	-	-	-	Bass (1969), Easingwood et al. (1983)
Stochastische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt	-	-/+	-	-	meistens-	-	+	Giovanis/Skiadas (1999)
Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Wiederholungskäufen	-	+	-	meistens -	-	-	-	Kamakura/Balasubramanian (1987)
Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt	+	-/+	-	-	-	-	-	Peterson/Mahajan (1978), Norton/Bass (1987)
Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt mit Marketing-Mix-Variablen	-	-	-	-	-	+	-	Simon/Sebastian (1987), Horsky (1990), Bass et al. (1994)
Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene für den Monopolmarkt	-	-	+	-	+	+	-/+	Lattin/Roberts (1988), Chatterjee/Eliashberg (1990),
Mehrstufige Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt	-	-	meistens -	+	-/+	+	-/+	Dodson/Muller (1978) <sup>3</sup> , Kalish (1985) <sup>4</sup> , Weerahandi/Dalal (1992) <sup>5</sup>
Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene für den Monopolmarkt	+	-	+	-	+	+	+	Feder/O'Mara (1982), Hauser/Wisniewski (1982), Kim et al. (2005)

*Tabelle B-5 Innovationsdiffusionsmodellklassen, die in der Arbeit vorgestellt werden.*

<sup>3</sup> Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt; Konsumenten sind homogen.

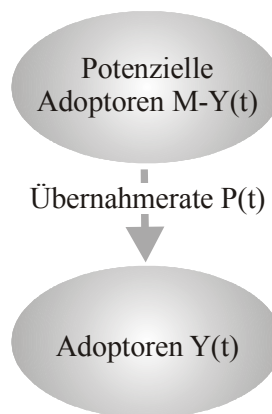
<sup>4</sup> Konsumentenentscheidungsprozess berücksichtigt; Konsumenten sind heterogen.

<sup>5</sup> Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt; Konsumenten sind heterogen.

## II.1. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt

Annahmen:

- Monopolmarkt,
- Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind homogen,
- Marketing-Mix-Variablen vernachlässigt,
- deterministische Modellierung.



*Abbildung B-2 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in aggregierten, deterministischen und stochastischen Innovationsdiffusionsmodellen.*

Die deterministischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle beschreiben die Diffusion von einem Neuprodukt auf dem Monopolmarkt. Dabei werden sowohl Marketing-Mix-Variablen als auch der Konsumentenentscheidungsprozess außer Acht gelassen (z.B. Fourt/Woodlock 1960, Mansfield 1961, Bass 1969, Easingwood et al. 1983, Skiadas 1985, Moe/Fader 2002). Diese Modelle betrachten den Adoptionsprozess als einen binären Prozess (siehe Abbildung B-2) und sind deterministisch, d.h. sie beschreiben nur den mittleren Verlauf einer Innovationsdiffusion und gehen auf mögliche Schwankungen in diesem Prozess nicht ein. Diese Modelle werden sowohl auf die Diffusionsanalyse von langlebigen Gütern (z.B. Bass 1969), als auch auf die Analyse von kurzlebigen Gütern (z.B. Hardie et al. 1998) angewendet. Die deterministischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle zeichnen sich durch ihre einfache Struktur und dementsprechend leichte Anwendbarkeit aus.

Fourt/Woodlock (1960) schlugen eines der ersten deterministischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle vor. Nach Beobachtungen verschiedener kumulierter Absatzkurven von Lebensmitteln stellten sie fest, dass (1) die Zuwächse in den Absatzkurven über die Zeit immer abnehmen und (2) die kumulierten Absatzkurven eine Obergrenze haben. Ein stetiges Modell, das nach dem oben beschriebenen Muster verläuft, hat die Form:

$$(B-7) \quad dY(t) = p \cdot (m - Y(t)),$$

wobei  $m$  die Absatzobergrenze ist, die als Marktpotential interpretiert werden kann.  $Y(t)$  entspricht dem absoluten Durchdringungsgrad des Produktes, und  $p$  ist eine Proportionalitätskonstante. Die Proportionalitätskonstante kann als Übernahmerate, Übernahmewahrscheinlichkeit oder Adoptionswahrscheinlichkeit bezeichnet werden. Sie beschreibt die Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein zufällig ausgewählter Konsument das Neuprodukt, welches er bis zum Zeitpunkt  $t$  noch nicht übernommen hat, im Zeitpunkt  $t$  übernimmt.

Wenn der kumulierte Absatz im Zeitpunkt Null gleich Null ist ( $Y(0)=0$ ), dann ist die Lösung der Gleichung (B-7):

$$(B-8) \quad Y(t) = m \cdot (1 - e^{-pt}).$$

Fourt/Woodlock (1960) testeten ihr Modell an den Absatzdaten von Lebensmitteln und erzielten gute Ergebnisse. Im Rahmen des Kapitels D wird das Fourt/Woodlock-Modell (1960) wieder empirisch getestet.

Ein weiteres deterministisches, aggregiertes Innovationsdiffusionsmodell wurde von Mansfield (1961) vorgeschlagen. In diesem Modell ist die Adoptionswahrscheinlichkeit einer Innovation  $Pr(t)$  proportional zu der kumulierten Anzahl von Adoptoren  $Y(t)$ :

$$(B-9) \quad Pr(t) = q \cdot \frac{Y(t)}{m},$$

wobei  $q$  ein Koeffizient und  $m$  das Marktpotential ist.



Die Zunahme der Adoptoren  $dY(t)$  in  $t$  ist gleich dem Produkt der Adoptionswahrscheinlichkeit und der Anzahl der Nicht-Adoptoren  $m-Y(t)$ . Somit folgt aus Gleichung (B-9):

$$(B-10) \quad dY(t) = \Pr(t)(m - Y(t)).$$

Unter der Bedingung  $Y(0) = c$  ist die Lösung dieser Differenzialgleichung gleich dem Ausdruck:

$$(B-11) \quad Y(t) = m \frac{1}{1 + \left(\frac{m}{c} - 1\right)e^{-qt}}.$$

Mansfield (1961) testete sein Modell erfolgreich an Diffusionsdaten von Lokomotiven und einigen anderen industriellen Innovationen.

Eines der bekanntesten deterministischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle ist das Bass-Modell (1969). Die Form des Bass-Modells (1969) stammt ursprünglich von Ansteckungsmodellen der epidemiologischen Forschung und verbindet Ansätze von Fourt/Woodlock (1960) und Mansfield (1961). Dabei beruht das Bass-Modell (1969) auf Ideen der Innovationsdiffusionstheorie. Laut Bass (1969) können Konsumenten in zwei Gruppen eingeteilt werden: Innovatoren und Imitatoren. Die Innovatoren treffen eine Adoptionsentscheidung unabhängig von anderen Mitgliedern des sozialen Systems, somit ist ihre Übernahmewahrscheinlichkeit konstant über die Zeit. Die Imitatoren lassen sich vom sozialen System bzw. durch Mundpropaganda beeinflussen. Deshalb erhöht sich ihre Übernahmerate mit steigender Verbreitung der Innovation. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein zufällig ausgewählter Konsument, der vor dem Zeitpunkt  $t$  noch kein Neuprodukt gekauft hat, eine neue Innovation übernimmt, ist:

$$(B-12) \quad \Pr(t) = p + q \frac{Y(t)}{m},$$

wobei  $p$  der Innovationskoeffizient und  $q$  der Imitationskoeffizient ist. Die Innovations- und Imitationskoeffizienten werden in der Marketingliteratur unterschiedlich interpretiert. So bezeichneten Lekvall/Wahlbin (1973)  $p$  und  $q$  als Koeffizienten des externen und internen Einflusses. Dabei spiegelt der Koeffizient des externen Einflusses die Wirkung von Verkaufsförderungsmaßnahmen wider, wie z.B. Promotion oder Werbung (Lekvall/Wahlbin, 1973). Der interne Einfluss beschreibt die Wirkung interpersoneller Kommunikation. Die Zunahme der Adoptoren  $dY(t)$  im Zeitpunkt  $t$  ist ebenfalls gleich dem Ausdruck (B-10).

Wenn der kumulierte Absatz im Zeitpunkt Null gleich Null ist ( $Y(0)=0$ ), dann ist der kumulierte Absatz  $Y(t)$  gleich dem Ausdruck:

$$(B-13) \quad Y(t) = m \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}.$$

Das Bass-Modell (1969) wurde mehrmals erfolgreich empirisch getestet. Im Kapitel D wird es wiederum mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen anhand realer Daten verglichen.

Im Bass-Modell ist der Imitationskoeffizient  $q$  über die Zeit konstant. Dies bedeutet, dass die Mundpropaganda eine konstante Wirkung auf Konsumenten hat. Laut Easingwood et al. (1983) gibt es keine theoretischen Gründe für eine solche Annahme. Daher unterstellen Easingwood et al. (1983), dass der Imitationskoeffizient  $q$  eine Funktion des kumulierten Absatzes  $Y(t)$  ist:

$$(B-14) \quad q(t) = b \left( \frac{Y(t)}{m} \right)^a,$$

wobei  $a$  und  $b$  zwei Konstanten sind. Aus dieser Annahme folgt, dass die Übernahmewahrscheinlichkeit keine lineare Funktion der Anzahl der Adoptoren ist (siehe Abbildung B-3):

$$(B-15) \quad \text{Pr}(t) = p + b \left( \frac{Y(t)}{m} \right)^a \cdot \frac{Y(t)}{m}.$$

Die Zunahme der Adoptoren lässt sich wiederum durch Gleichung (B-10) ausdrücken. Dieses Modell wird als NUI-Modell (a NonUniform Influence Innovation Diffusion Model) bezeichnet.

In Abbildung B-3 wird die Übernahmewahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Anzahl der Adoptoren für die oben beschriebenen Modelle gezeigt. Es ist erkennbar, dass diese Abhängigkeit im NUI-Modell durch den Parameter  $a$  stark variierbar ist.

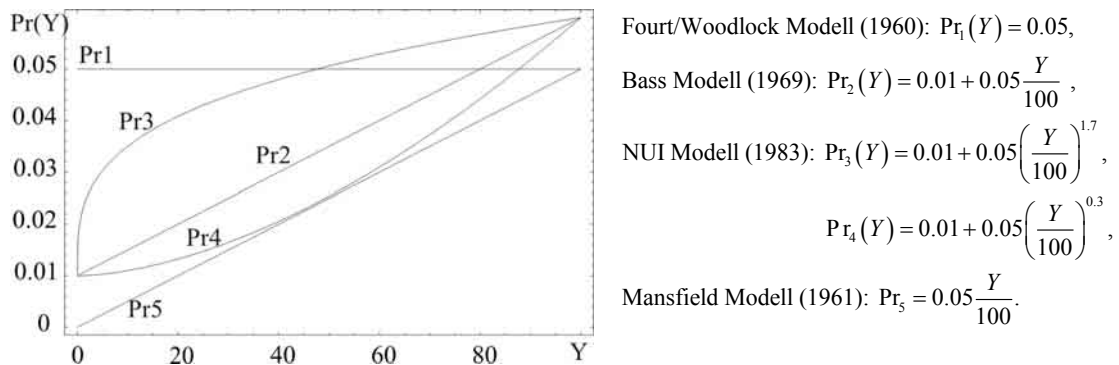


Abbildung B-3 Übernahmewahrscheinlichkeiten in Fourt/Woodlock-Modell (1960), Bass-Modell (1969) und NUI-Modell (1983).

Rao (1985) vergleicht das NUI-Modell mit fünf anderen aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen, unter anderem mit dem Mansfield-Modell (1961) und dem Bass-Modell (1969). Für die Analyse wurden vier reale Datensätze verwendet. Gemäß Rao (1985) weist das NUI-Modell im Durchschnitt den niedrigsten MAPE<sup>6</sup> und somit die beste Vorhersagegüte auf.

Wie bereits erwähnt, zeichnen sich die aggregierten Modelle durch eine sehr einfache Struktur und dementsprechend eine leichte Anwendbarkeit aus. Da diese Modelle keine Marketing-Mix-Variablen beinhalten und keine Einflüsse von Wettbewerbsverhalten berücksichtigen, können sie z.B. keine Entscheidungen über Preis- oder Werbepolitik unterstützen. Verschiedene Modellerweiterungen mit Marketing-Mix-Variablen oder Produktinteraktionen werden in den Abschnitten B.II.3, B.II.4, B.II.5 und B.II.7 behandelt.

<sup>6</sup> Mean Absolute Percentage Error, ein Maß für die Prognosegüte eines Modells.

Ein weiteres Problem bei der Anwendung von aggregierten Modellen ist, dass die Parameterschätzungen für diese Modelle instabil sind, insbesondere, wenn Absatzdaten nur für den Zeitraum vor dem Zeitpunkt des höchsten Absatzes vorliegen (Heeler/Hustad 1980, Tigert/Farivar 1981, Putsis 1996, van den Bulte/Lilien 1997, Frances 2003, Grishchenko/Schade 2005). Sie ermöglichen somit keine zuverlässige Absatzprognose im frühen Stadium der Innovationsdiffusion. Diese Probleme der Schätzungsstabilität führen unter anderem dazu, dass die Erkennung von korrekten Modellstrukturen durch die Absatzdaten bedenklich ist (Meade/Islam 1998). Das bedeutet, dass empirisch kaum festzustellen ist, ob die aggregierten Modelle das tatsächliche Konsumentenverhalten akkurat abbilden. Die Marketingliteratur bietet heutzutage zwei Möglichkeiten das Problem zu umgehen: Zum einen können die aggregierten Modelle stochastisch formuliert werden. Dabei wird entweder angenommen, dass die Modellparameter stochastisch sind (z.B. Lenk/Rao 1990) oder dass der Diffusionsprozess selbst in Form von Ito-Gleichungen<sup>7</sup> beschrieben werden kann (z.B. Skiadas/Giovanis 1997, Giovanis/Skiadas 1999). In diesem Fall wird beispielsweise die Schätzung von Absatzdaten akkurater (z.B. Giovanis/Skiadas 1999) und eine frühere Prognose wird ermöglicht (Lenk/Rao 1990). Stochastische Modelle werden im Abschnitt B.II.2. betrachtet. Die zweite Lösung des Schätzproblems ist die Modellierung von Diffusionsprozessen auf der individuellen Ebene, weil einige Modellparameter in diesem Fall durch Konsumentenbefragungen ermittelt werden können. Diese Innovationsdiffusionsmodelle werden in den Abschnitten B.II.6. und B.II.8. dargestellt.

---

<sup>7</sup> Die Variablen und der entsprechende Funktionswert der Ito-Gleichung sind zufällige Größen.

## **II.2. Stochastische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt**

Annahmen:

- Monopolmarkt,
- Erst- oder Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind homogen,
- Marketing-Mix-Variablen vernachlässigt,
- stochastische Modellierung.

Ein zentrales Merkmal von stochastischen Modellen ist die Integration eines Risikofaktors und Unsicherheiten. Das Bedürfnis nach solchen Modellen wird durch die mit Marketingaktivitäten verbundenen Unsicherheiten, durch schnelle Änderungen von Konsumentenpräferenzen oder z.B. durch unvorhersagbares Wettbewerbsverhalten begründet (Eliashberg/Chatterjee 1986). Die Notwendigkeit einer stochastischen Formulierung von Innovationsdiffusionsmodellen wurde in der Marketingliteratur weitgehend ignoriert. Bis heute kann von einer höchstens sporadischen Behandlung der Stochastizität gesprochen werden.

Die in diesem Abschnitt behandelten stochastischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt haben die gleichen Annahmen wie die im vorherigen Abschnitt behandelten deterministischen, aggregierten Modelle. Sie beschreiben die Diffusion auf einem Monopolmarkt. Dabei wird der Entscheidungsprozess von einzelnen Konsumenten sowie der Einfluss von Marketing-Mix-Variablen nicht betrachtet (Oliver 1987, Skiadas/Giovanis 1997, Giovanis/Skiadas 1999, Karmeshu/Goswami 2001, Niu 2002, Goswami/Karmeshu 2004). Im Gegensatz zu den deterministischen Modellen, bilden die stochastischen Modelle nicht nur den mittleren Verlauf der Diffusionskurve ab, sondern auch die Streuung dieser Kurve (siehe z.B. Abbildung B-4 und Abbildung B-5). In diesem Fall erscheinen als Kenngrößen der Ausbreitung am Markt nicht mehr feste Werte (wie z.B. die Zeit, zu der ein bestimmter Marktanteil erreicht wird), sondern Zufallsgrößen und Konfidenzintervalle.

Eliashberg/Chatterjee (1986) unterscheiden zwischen strukturell- und parametrisch-stochastischer Modellierung. Skiadas/Giovanis (1997) erweitern diese Klassifikation um Modelle, die mit Hilfe von Ito-Stochastischen Differentialgleichungen formuliert sind.

In Modellen mit struktureller Stochastizität wird die Übernahmerate von Innovationen als Wahrscheinlichkeit interpretiert. Unter dieser Annahme modelliert Oliver (1987) einen Diffusionsprozess mit binomialverteilten Übernahmeraten. Niu (2002) formuliert das Bass-Modell (1969) als reinen Geburtsprozess. Nach Karmeshu/Pathria (1980) besteht der Nachteil von strukturellen Ansätzen darin, dass bei der typischerweise großen Anzahl von Konsumenten der stochastische Effekt verschwindet.

So verhält sich z.B. die Varianz  $\sigma^2$  der Übernahmeraten für eine Binomialverteilung linear zur Anzahl der potenziellen Übernehmer. In Abbildung B-4 ist der Verlauf der Innovationsdiffusion für zwei verschiedene Angaben von  $m$  von potentiellen Konsumenten bei gleicher Binomialverteilung dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass für  $m = 50$  (Abbildung B-4a) die relative Streuung um den Mittelwert kleiner ist als für  $m = 500$  (Abbildung B-4b).

Parametrisch-stochastische Modelle und Modelle mit Ito-Gleichungen erfassen stochastische Einflüsse außerhalb des eigentlichen Diffusionsprozesses. Deswegen kann die Varianz in diesen Modellen, im Gegensatz zu Modellen mit struktureller Stochastizität, nicht-linear von der Anzahl der Konsumenten  $m$  abhängen. In Abbildung B-5 ist der Verlauf der Innovationsdiffusion mittels Ito-Gleichungen für unterschiedliche  $m$  dargestellt. In diesem Fall bleibt die relative Streuung für  $m = 50$  (Abbildung B-5a) und  $m = 500$  (Abbildung B-5b) nahezu gleich.

In Modellen mit parametrischer Stochastizität folgen die Modellparameter einer Wahrscheinlichkeitsverteilung (Lilien et al. 1981, Caudill et al 1995, Karmeshu/Goswami 2001). Karmeshu/Goswami (2001) untersuchen eine Innovationsdiffusion in einer heterogenen Population. Dabei beinhaltet ihr Modell stochastische Parameter. Karmeshu/Goswami (2001) zeigen, dass die so entstehenden Schwankungen im Bereich des Wendepunktes der Diffusionskurve am größten sind.

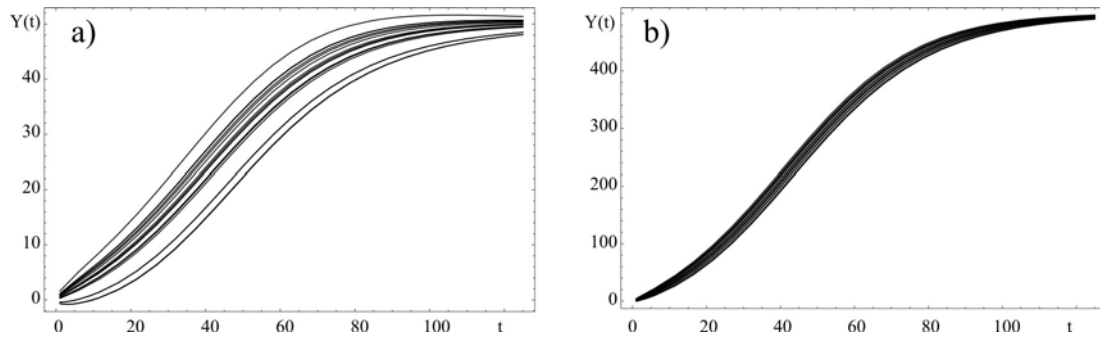


Abbildung B-4 Beispiel von einem Innovationsdiffusionsmodell mit struktureller Stochastizität mit mittlerem Verlauf  $\mu(t)$ , Varianz  $\sigma^2$  und a)  $m = 50$  bzw. b)  $m=500$  (siehe Gleichungen (B-16)).

$$(B-16) \quad \mu(t) = mF(t), \quad \sigma^2(t) = mF(t)(1-F(t)), \quad F(t) = \frac{1 - e^{-0.055t}}{1 + 10 \cdot e^{-0.055t}}.$$

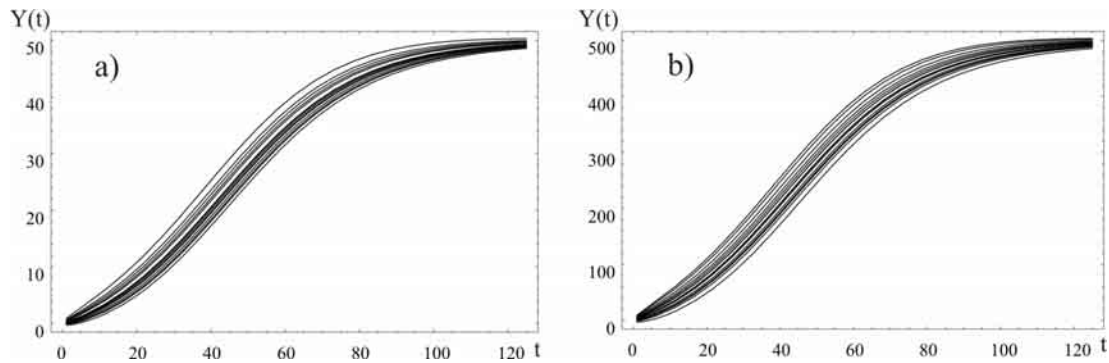


Abbildung B-5 Beispiel eines Innovationsdiffusionsmodells mit Stochastizität im Sinne einer Ito-Gleichung mit mittlerem Verlauf  $\mu(t)$ , Varianz  $\sigma^2$  und a)  $m=50$  bzw. b)  $m=500$  (siehe Gleichungen (B-17)).

$$(B-17) \quad \mu(t) = mF(t), \quad \sigma^2(t) = m^2 F(t)(1-F(t)), \quad F(t) = \frac{1 - e^{-0.055t}}{1 + 10 \cdot e^{-0.055t}}.$$

Der dritte Typ von stochastischen, aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen wird mittels Ito-Differentialgleichungen formuliert (z.B. Schurz 1996, Skiadas/Giovanis 1997). Ito-Differentialgleichungen bestehen aus zwei Teilen: dem Trend und dem Störterm. Giovanis/Skiadas (1999) stellen ein stochastisches, logistisches Innovationsdiffusionsmodell vor, bei dem der Einfluss von zufälligen Ereignissen durch den Wienerischen Prozess<sup>8</sup>  $W(t)$  dargestellt wird:

<sup>8</sup> Ein Wiener-Prozess ist ein zeitstetiger stochastischer Prozess, der normalverteilte, unabhängige Zuwächse hat. Der Wiener-Prozess wird auch als Brownsche Bewegung bezeichnet.

$$(B-18) \quad dY(t) = q \cdot \left( \frac{Y(t)}{m} \right) \cdot (m - Y(t)) dt + c \cdot Y(t) \cdot dW(t),$$

wobei  $c$  eine Konstante ist. Diese nicht-lineare, stochastische Differentialgleichung besitzt eine explizite Lösung. Nicht mit jedem beliebigen Störterm kann eine explizite Lösung der Diffusionsgleichung gefunden werden. Dies beschränkt die Möglichkeiten, stochastische Einflüsse abzubilden.

Da die stochastische Modellierung in der Marketingforschung noch sehr neu ist, ist sie nicht weit entwickelt. Die Modellierung der Streuung wird oft unzureichend motiviert und bisher noch wenig empirisch belegt. Die in diesem Abschnitt dargestellten Modelle zeichnen sich aber positiv durch eine relativ einfache Struktur<sup>9</sup> und wenig anspruchsvolle Datenanforderungen<sup>10</sup> aus. Die stochastischen Modelle können trotz einiger Nachteile sehr hilfreich für Marketingmanager sein, weil sie verschiedenartige Unsicherheiten (Eliashberg/Chatterjee 1986) berücksichtigen. Darüber hinaus bieten sie eine akkuratere Modellschätzung und Absatzprognose als die deterministischen Modelle (Giovanis/Skiadas 1999). Außerdem ermöglichen sie z.B. das Einbeziehen von Konsumentenheterogenität (Karmeshu/Goswami 2001, Goswami/Karmeshu 2004).

---

<sup>9</sup> Die meisten Modelle beruhen auf dem Bass Modell (1969).

<sup>10</sup> Nur Absatzzahlen sind erforderlich.



### **II.3. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Wiederholungskäufen**

Annahme:

- Monopolmarkt,
- Erst- und Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind homogen,
- Marketing-Mix-Variablen vernachlässigt,
- deterministische Modellierung.

Die im Abschnitt B.II.1. behandelten, aggregierten Modelle beschreiben den Innovationsdiffusionsprozess unter der Grundannahme, dass keine Wiederholungskäufe zustande kommen. Wiederholungskäufe sind aber ein wesentlicher Teil des Absatzes. So belaufen sich z.B. die Wiederholungskäufe von langlebigen Gütern auf 75 Prozent des Gesamtabsatzes (Islam/Meade 2000). Für Produkte, die oft wiedergekauft werden, können Innovationsdiffusionsmodelle, die bloß Erstkäufe berücksichtigen, nur stark verzerrte Vorhersagen machen. Demzufolge können diese Modelle für eine langfristige Absatzprognose kaum verwendet werden (Ratchford et al. 2000).

Dies motivierte viele Forscher, Innovationsdiffusionsmodelle mit Wiederholungskäufen vorzustellen (z.B. Lilien et al. 1981, Kamakura/Balasubramanian 1987, Steffens 2001). Dabei werden verschiedene Modellierungsarten vorgeschlagen. Die individuellen Modelle, die Wiederholungskäufe zulassen, werden in den Abschnitten B.II.6. und B.II.8. behandelt. Die aggregierten Innovationsmodelle mit Wiederholungskäufen werden sowohl in diesem als auch im nächsten Abschnitt dargestellt. Der Unterschied zwischen den beiden Typen von aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen besteht hauptsächlich darin, dass die hier vorgestellten Modelle jegliche Interaktionen zwischen Innovationsgenerationen vernachlässigen.

Unter Wiederholungskäufen werden sowohl Ersatzkäufe als auch Zusatzkäufe verstanden. Als Hauptgründe für den Ersatzkauf werden oft die Abnutzung des Produktes, Defekte durch eine unangemessene Nutzung oder sozioökonomische Gründe wie

Einkommenssteigerung oder Verbesserung von Technologien genannt (Islam/Meade 2000, Ratchford et al. 2000). Bei Zusatzkäufen kauft ein Konsument ein Produkt nicht, weil es abgenutzt ist, sondern weil er zwei gleiche Produkte besitzen will. Ein klassisches Beispielprodukt für diesen Fall ist der Fernseher; viele Haushalte verfügen über mehr als einen Fernseher.

Trotz der Tatsache, dass Zusatzkäufe für viele Güter üblich sind, ist die Berücksichtigung von solchen Käufen in Innovationsdiffusionsmodellen sehr selten zu finden (Ratchford et al. 2000). In der Regel werden in diesem Fall die Verkäufe einer Innovation nur als Summe von Erst- und Ersatzkäufen betrachtet (z.B. Dodson/Muller 1978, Olson/Choi 1985, Kamakura/Balasubramanian 1987). Somit lässt sich die Grundstruktur der Modelle mit Wiederholungskäufen für einen Monopolmarkt wie folgt formulieren:

$$(B-19) \quad \text{Absatz}(t) = S(t) + r(t),$$

wobei  $\text{Absatz}(t)$  die Absatzmenge in  $t$  ist,  $S(t)$  für die Erstkäufe und  $r(t)$  für die Ersatzkäufe im Zeitpunkt  $t$  steht.

Für die Modellierung der Erstkäufe  $S(t)$  kann dabei ein beliebiges Innovationsdiffusionsmodell für Erstkäufe, z.B. das Bass-Modell (1969), genutzt werden (Islam/Meade 2000).

Bei der Modellierung der Ersatzkäufe  $r(t)$  muss die Lebensdauer des Produkts berücksichtigt werden:

$$(B-20) \quad r(t) = \int_{\tau=0}^t f(\tau) \text{Absatz}(t-\tau) d\tau,$$

wobei  $f(t)$  die Wahrscheinlichkeitsdichte über die Produktlebensdauer ist. Dabei kann die Wahrscheinlichkeitsdichte  $f(t)$  unterschiedlichen Annahmen folgen, z.B. der Poisson-Verteilung, der Reyleigh-Verteilung, der Gamma-Verteilung, der Weibull-Verteilung oder man nimmt eine verteilungsfreie Lebensdauer an (Islam/Meade 2000).

Wird die Gleichung (B-20) diskret formuliert, wird das Integral durch die Summe ersetzt:

$$(B-21) \quad r(t) = \sum_{\tau=0}^t (Q(\tau-1) - Q(\tau)) \text{Absatz}(t-\tau),$$

wobei  $Q(t)$  die Überlebensfunktion ist, die wie folgt definiert ist:

$$(B-22) \quad Q(t) = \int_t^{\infty} f(\tau) d\tau.$$

Islam/Meade (2000) vergleichen einige Annahmen für die Produktlebensdauer. Nach der Analyse von 42 Datensätzen konnten Islam/Meade (2000) keine Annahme mit den besten Ergebnissen herauskristallisieren. Für die Absatzprognose wird aber die Annahme der Lebensdauer als verteilungsfrei empfohlen.

In einigen wenigen Modellen werden auch die Zusatzkäufe berücksichtigt (Ratchford et al. 2000). Der Absatz von (B-19) wird bei diesen Modellen um einen Term für die Zusatzkäufe  $v_i(t)$  erweitert.

$$(B-23) \quad \text{Absatz}(t) = S(t) + r(t) + \sum_i v_i(t),$$

Die Zusatzkäufe können z.B. wie folgt abgebildet werden:

$$(B-24) \quad v_i(t) = \int_0^t h_{vi}(l) \cdot \text{Absatz}(t-l) \cdot \int_t^{\infty} f(\tau) d\tau dl,$$

wobei  $h_{vi}(l)$  die Wahrscheinlichkeit ist, dass die Zusatzeinheit  $i$  nach  $l$  Zeitperioden gekauft wird.

Werden die Zusatzkäufe diskret modelliert, wird die Gleichung (B-24) wie folgt umgewandelt (Bayus et al. 1989):

$$(B-25) \quad v_i(t) = \sum_{l=0}^t h_{vi}(l) \cdot Q(t-l) \cdot \text{Absatz}(t-l).$$

Steffens (2001) schlägt für die Zusatzkäufe ein anderes Modell vor, das mit dem Bass-Modell vergleichbar ist:

$$(B-26) \quad v_i(t) = (m_v - V(t))(p + qV_t),$$

wobei  $m_v$  die Anzahl der Konsumenten ist, die eventuell einen Zusatzkauf tätigen werden,  $p$  und  $q$  die Innovations- und Imitationskoeffizienten sind und  $V(t)$  die Anzahl der Konsumenten ist, die bereits einen Zusatzkauf getätigt haben.

Die hier vorgestellten Modelle erweitern die Klasse der aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt dadurch, dass sie neben den Erstkäufen auch die Wiederholungskäufe berücksichtigen. Dies verbessert die Genauigkeit der Absatzprognose. Da diese Modelle aggregiert sind, erfordern sie keine aufwändige Erhebung von Daten zum Konsumentenverhalten. Meistens werden nur die Absatzdaten und die Daten zur Produktlebensdauer benötigt. Letztere sind allerdings auch nicht immer leicht verfügbar. Dies erschwert die Anwendung von Modellen mit Wiederholungskäufen (Ratchford et al. 2000). Als Lösung für dieses Problem schlagen Kamakura/Balasubramanian (1987) vor, die Parameterwerte auf Basis von Erfahrungswerten mit ähnlichen Produkten zu schätzen.

Ein weiterer Nachteil dieser Modellklasse ist, dass sie eine Verteilungsannahme bzgl. der Innovationslebensdauer erfordern. Darüber hinaus wird oft angenommen, dass die Lebensdauer einer zeitunabhängigen Verteilung unterliegt, was nicht immer der Realität entspricht (Kamakura/Balasubramanian 1987). Wie bereits erwähnt, berücksichtigen die Modelle nur selten Zusatzkäufe. Einer der möglichen Gründe hierfür ist, dass es keine einheitliche Theorie gibt, wie die Zusatzkäufe auf dem aggregierten Niveau abgebildet werden sollen. Eine Möglichkeit mit diesem Problem umzugehen, wäre, die Innovationsmodelle mit Wiederholungskäufen auf individueller Ebene zu verwenden (siehe Abschnitte B.II.6. und B.II.8.). Ein weiterer Nachteil der in diesem Abschnitt vorgestellten Modelle ist die Vernachlässigung der Interaktionen zwischen verschiedenen Innovationsgenerationen. Die Modelle mit Interaktionseffekten werden im nächsten Abschnitt dargelegt.

## II.4. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt

Annahmen:

- Mehrere Produkte bzw. mehrere Generationen auf dem Markt,
- Nur Erstkäufe von einzelnen Generationen oder Erst- und Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind homogen,
- Marketing-Mix-Variablen vernachlässigt,
- deterministische Modellierung.

Eine der Annahmen der zuvor vorgestellten aggregierten Modelle für den Monopolmarkt ist, dass sich nur ein Neuprodukt auf dem Markt verbreitet. Diese Annahme ist insbesondere unrealistisch, wenn es sich um neue, schnell wachsende Märkte handelt, bei denen der Wettbewerb zwischen Unternehmen sehr stark ist. Eine der Überlebensstrategien auf solchen Märkten ist es, immer neuere und bessere Produkte auf den Markt zu bringen. Folglich ist es wichtig, die Diffusion eines Neuprodukts nicht einzeln, sondern unter Berücksichtigung von Produktinteraktionen zu betrachten. So unterscheiden Peterson/Mahajan (1978) vier verschiedene Arten von Produktinteraktionen: (1) für unabhängige Produkte, (2) für sich ergänzende Produkte, (3) für abhängige Produkte und (4) für austauschbare Produkte<sup>11</sup>. Die Interaktionen zwischen austauschbaren Produkten entsprechen der hier verwendeten Definition vom Mehrproduktmarkt. Daher werden in diesem Abschnitt nur Modelle für solche Produkte dargestellt.

Die meisten Modelle dieser Klasse beruhen auf dem Bass-Modell. Es handelt sich um die Interaktionen zwischen Innovationsgenerationen. Dabei können sowohl *nur Erstkäufe* von einzelnen Innovationsgenerationen (Peterson/Mahajan 1978, Ueda 1990, Yu et al. 2003), als auch *Erst- und Wiederholungskäufe* (Norton/Bass 1987) prognostiziert werden.

---

<sup>11</sup> Austauschbare Produkte werden als Substitute bezeichnet.

Peterson/Mahajan (1978) schlugen eines der ersten Modelle vor, welches Interaktionen zwischen Substituten berücksichtigt. Das Peterson/Mahajan-Modell (1978) für zwei austauschbare Produkte hat folgende Form:

$$(B-27) \quad \begin{cases} \frac{dY_1(t)}{dt} = (p_1 + q_1 Y_1(t) - r_1 Y_2(t))(m_1 - Y_1(t)) \\ \frac{dY_2(t)}{dt} = (p_2 + q_2 Y_2(t) - r_2 Y_1(t))(m_2 - Y_2(t)) \end{cases},$$

wobei  $p_i$  und  $q_i$  Innovations- und Imitationskoeffizienten sind.  $r_i$  bildet den Substitutionseffekt ab,  $m_i$  ist das Marktpotential von Produkt  $i$  und  $Y_i(t)$  ist der kumulierte und  $dY_i(t)$  der nicht kumulierte Absatz. Nach diesem Gleichungssystem (B-27) hängt das Absatzniveau eines Produktes vom Absatzniveau eines anderen Produktes ab ( $r_i Y_j(t)$ ). Die analytische Lösung dieses Gleichungssystems lautet:

$$(B-28) \quad \begin{cases} Y_1(t) = \frac{m_1(1 - e^{-(p_1+q_1-r_1)(t-t_1)})}{1 + \frac{q_1}{p_1} e^{-(p_1+q_1-r_1)(t-t_1)}} \\ Y_2(t) = \frac{m_2(1 - e^{-(p_2+q_2-r_2)(t-t_2)})}{1 + \frac{q_2}{p_2} e^{-(p_2+q_2-r_2)(t-t_2)}} \end{cases},$$

wobei  $r_i$  Parameter sind, die Substitutionseffekte abbilden. Dabei ist die Größe von  $r_i$  nicht nur von den Neuprodukteigenschaften oder Konsumenteneinstellungen, sondern auch von den Eigenschaften und dem Einführungszeitpunkt des Wettbewerbsproduktes abhängig. Der mathematische Zusammenhang zwischen diesen Einflussfaktoren und dem Parameter  $r_i$  wurde von Peterson/Mahajan (1978) jedoch nicht ausführlich dargestellt. In Abbildung B-6 werden Diffusionskurven von zwei Substituten gezeigt. Bei der Simulation dieser Kurven wurde der Substitutionskoeffizient  $r_1$  dem Einführungszeitpunkt des Produktes 2 nicht angepasst. Dementsprechend hängt die Form der Diffusionskurve des Produktes 1 (Abbildung B-6a) nicht davon ab, wann Produkt 2 am Markt eingeführt wird. Dies bedeutet, dass ein Marketingmanager, wenn er eine frühe Prognose bzgl. der Auswirkung einer Neuprodukteinführung auf den Absatz des alten Produktes machen will, den Substitutionskoeffizienten immer an den Einführungszeitpunkt anpassen muss.

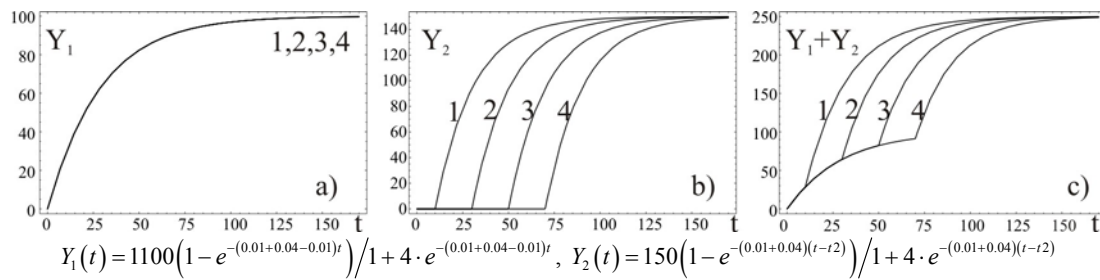


Abbildung B-6 Kumulierte Absätze im Peterson/Mahajan-Modell (1978) von zwei Substituten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde.

Das Peterson/Mahajan-Modell (1978) wurde empirisch mit einem Einproduktmodell verglichen. Dieser Vergleich zeigt, dass die Berücksichtigung von Produktinteraktionen zur Verbesserung der Anpassungsgüte führt.

Das Norton/Bass-Modell (1987) hat die gleiche Zielsetzung wie das Peterson/Mahajan-Modell (1978): Es soll die Interaktionseffekte von Wettbewerbsprodukten abbilden. Im Gegensatz zum Peterson/Mahajan-Modell (1978) beeinflusst im Norton/Bass-Modell (1987) der Markteinführungszeitpunkt  $\tau_2$  der Nachgeneration eines Produktes die Absätze der Vorgeneration dieses Produktes (siehe Formel (B-29) und Abbildung B-7).

Für drei Generationen hat das Norton/Bass-Modell (1987) folgende Form:

$$\begin{aligned}
 dY_1(t) &= F(t)m_1(1 - F(t - \tau_2)) \\
 (B-29) \quad dY_2(t) &= F(t - \tau_2)(m_2 + F(t)m_1)(1 - F(t - \tau_3)) \quad , \\
 dY_3(t) &= F(t - \tau_3)(m_3 + F(t - \tau_2)(m_2 + F(t)m_1))
 \end{aligned}$$

wobei  $m_i$  die Obergrenze der Verkäufe des Produkts  $i$  pro Zeiteinheit, und  $\tau_i$  der Zeitpunkt der Markteinführung ist.  $F(t)$  ist hier gleich dem Bass-Modell (1969) für eine kumulierte Adoptionsrate:

$$(B-30) \quad F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} .$$

Um das Modell zu vereinfachen, nehmen Norton/Bass (1987) an, dass die Koeffizienten  $p$  und  $q$  für alle Generationen gleich sind.

Norton/Bass (1987) gehen in ihrem Modell davon aus, dass sich der Absatz jeder neuen Generation aus den drei folgenden Bestandteilen zusammensetzt: (1) Den Käufen, die früher mit älteren Generationen getätigt wurden, und teilweise aus (2) den Erstkäufen, die den Absatz bzw. den Markt durch Verbesserungen in der neuen Generation erweitert haben sowie (3) Wiederholungskäufen der neuen Produktgeneration. Um Wieder- und Erstkäufe zu berücksichtigen, werden die nicht kumulierten Absätze  $dY_i$  durch die kumulierte Adoptionsrate  $F(t)$  gemäß dem Bass-Modell (1969) abgebildet. Dieser Modellierungsansatz ist für Produkte geeignet, die oft wiedergekauft werden, wie z.B. Halbleiterbauelemente oder Brötchen.

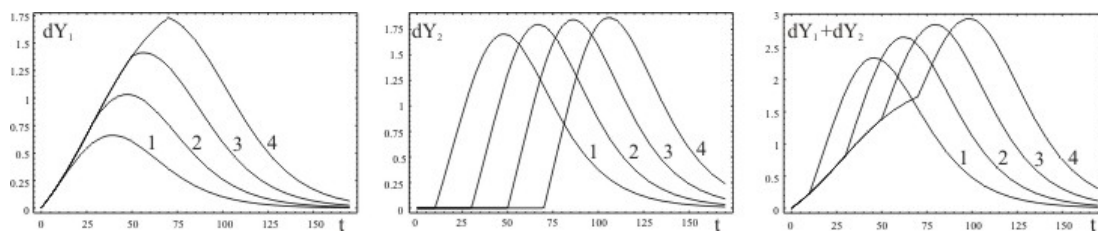


Abbildung B-7 Nicht-Kumulierte Absätze im Norton/Bass-Modell (1987) von zwei sich ergänzenden Produkten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde.

Mit dem Norton/Bass-Modell (1987) ist es leicht möglich, den Einfluss einer Neuprodukteinführung auf den Absatz der älteren Produkte zu analysieren. In Abbildung B-7 sind die nicht kumulierten Absätze zweier Produkte in Abhängigkeit vom Markteinführungszeitpunkt des Produkts 2 dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Absatz des Produktes 1 zu einem früheren Einführungszeitpunkt abnimmt. Dabei treten neuartige Effekte auf: So ändert sich die Obergrenze des kumulierten Gesamtabsatzes aller Produktgenerationen, wenn sich der Markteinführungszeitpunkt von einem der Produkte ändert (siehe Abbildung B-8). Eine frühere Produkteinführung führt zur Marktschrumpfung. Das Norton/Bass-Modell (1987) wurde erfolgreich empirisch getestet (Norton/Bass 1987, Speece/MacLachlan 1995).



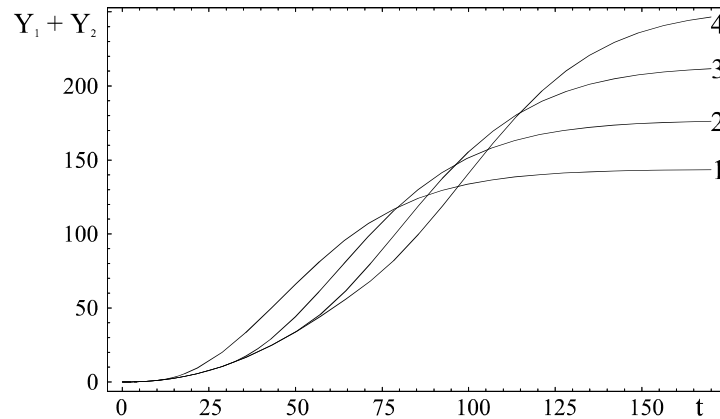


Abbildung B-8 Kumulierte Absätze im Norton/Bass-Modell (1987) von zwei sich ergänzenden Produkten, wobei Produkt 1 in allen Fällen im Zeitpunkt Null und Produkt 2 jeweils im Zeitpunkt 10, 30, 50 und 70 eingeführt wurde.

Speece/MacLachlan (1995) erweiterten das Norton/Bass-Modell (1987) um die Preisfunktionen  $f(P_i)$ . Somit ergibt sich folgendes Modell:

$$(B-31) \quad \begin{aligned} S_{1t} &= m_1 F_{1t} f(P_1) - m_1 F_{1t} F_{2t} f(P_1) f(P_2) \\ S_{2t} &= m_2 F_{2t} f(P_2) + m_1 F_{1t} F_{2t} f(P_1) f(P_2) \end{aligned}$$

Die Preisfunktion  $f(P_i)$  hängt vom Preis  $P_i$  der Generation  $i$  und dem Durchschnittspreis  $P^*$  ab und kann auf zwei Weisen formuliert werden:

$$(B-32) \quad f(P_i) = \left( \frac{P_i}{P^*} \right)^{-a} \quad \text{und}$$

$$(B-33) \quad f(P_i) = e^{-\frac{aP_i}{P^*}}.$$

Die Berücksichtigung des Preises verbesserte das Anpassungsvermögen und die Prognosegüte des Norton/Bass-Modells (1987).

Ein weiteres Modell dieser Klasse wurde von Ueda (1990) und Yu et al. (2003) vorgestellt. Die beiden Modelle ähneln dem Peterson/Mahajan-Modell (1978). Dabei bildet Ueda (1990) die Situation für den Zweiproduktmarkt ab:

$$(B-34) \quad \begin{cases} \frac{dY_1}{dt} = (p_1 + q_1 Y_1(t) - r_1 Y_2(t))(m - Y_1(t) - Y_2(t)) \\ \frac{dY_2}{dt} = (p_2 + q_2 Y_2(t) - r_2 Y_1(t))(m - Y_1(t) - Y_2(t)) \end{cases}.$$

Yu et al. (2003) untersuchen den Dreiproduktmarkt:

$$(B-35) \quad \begin{cases} \frac{dY_1}{dt} = (p_1 + q_1 Y_1(t))(m - Y_1(t) - Y_2(t) - Y_3(t)) - a_1 Y_1(t) \\ \frac{dY_2}{dt} = (p_2 + q_2 Y_2(t))(m - Y_1(t) - Y_2(t) - Y_3(t)) - a_2 Y_2(t) \\ \frac{dY_3}{dt} = (p_3 + q_3 Y_3(t))(m - Y_1(t) - Y_2(t) - Y_3(t)) - a_3 Y_3(t) \end{cases}.$$

Die beiden Modelle wurden noch nicht mit Modellen aus dieser Klasse verglichen oder empirisch getestet.

Alle in diesem Abschnitt dargestellten Modelle erweitern die Klasse der aggregierten, deterministischen Modelle. Dabei berücksichtigen sie Interaktionseffekte zwischen Wettbewerbsprodukten. Das macht diese Modelle realitätsnäher als aggregierte, deterministische Modelle für den Monopolmarkt. Als Datenbasis erfordern diese Modelle nur die *Absatzdaten* von allen Wettbewerbsprodukten. Einer der Nachteile der meisten Modelle dieser Art besteht in der Vernachlässigung des Einflusses von Marketing-Mix-Variablen. Diese Modelle wurden noch nicht ausreichend empirisch getestet oder miteinander verglichen. Daher ist noch keine Aussage dazu möglich, ob die tatsächlichen Zusammenhänge zwischen den Produkten den Modellstrukturen entsprechen. Die Modellierung von Produktinteraktionen auf einer *individuellen* Ebene ermöglicht es, diesen Nachteil zu umgehen. Individuelle Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt werden in Abschnitt B.II.8. dargestellt. Speece/MacLachlan (1995) empfehlen, die hier vorgestellten aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle mit Markenwahlmodellen zu erweitern, die oft auf der individuellen Ebene modelliert werden. Ein Beispiel einer solchen Erweiterung ist das Jun/Park-Modell (1999). Ein weiterer Nachteil der aggregierten Modelle für den Mehrproduktmarkt ist die Annahme, dass die alte Generation durch die neue Generation vollkom-

men ersetzt wird. Dies widerspricht in einigen Fällen der Realität (Speece/MacLachlan 1995).

Wie aus Abschnitt B.II.1. bereits bekannt, liefern aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt oft eine verzerrte Parameterschätzung. Es gab noch keine ähnliche Untersuchung in Bezug auf aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt. Diese beiden Modelltypen haben aber eine ähnliche Struktur und daher sind ähnliche Schätzprobleme zu erwarten. Damit wären keine frühen Prognosen mittels aggregierter Innovationsdiffusionsmodelle für Mehrproduktmärkte möglich.

## **II.5. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen**

Annahmen:

- Monopolmarkt,
- Erstkäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess vernachlässigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind homogen,
- Marketing-Mix-Variablen berücksichtigt,
- deterministische Modellierung

Um eine Entscheidung bzgl. Preis- oder Werbepolitik zu treffen, ist es für einen Marketingmanager wichtig zu wissen, wie die Konsumenten auf diese Entscheidung reagieren und dementsprechend, wie sich die Absatzmengen infolge dieser Entscheidung ändern. Die bisher beschriebenen Modelle (z.B. Bass 1969, Peterson/Mahajan 1978, Giovanis/Skiadas 1999) ermöglichen zwar eine Absatzprognose für neue Produkte, sie bilden jedoch nicht ab, wie die Änderungen von Marketing-Mix-Variablen den Absatz beeinflussen. Dieser Nachteil wurde von vielen Marketingforschern erkannt. So berücksichtigen z.B. Robinson/Lakhani (1975) in ihrem Diffusionsmodell den Preis; Simon/Sebastian (1987) untersuchen den Einfluss von Werbung auf die Innovationsverbreitung; Mesak (1996) behandelt neben Preis und Werbung den Einfluss der Distributionspolitik auf die Innovationsdiffusion und Manceau et al. (2002)

untersuchen in ihrem Modell die Effekte einer Innovationsvorankündigung. Alle in diesem Abschnitt behandelten Modelle nehmen an, dass Marketing-Mix-Variablen einen Einfluss auf Nicht-Adoptoren bei ihren Adoptionsentscheidungen haben und damit die Innovationsdiffusion entscheidend beeinflussen (siehe Abbildung B-9).

In der Regel stützen sich die aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen auf das Bass-Modell (1969) (Gleichung (B-13)). Das Bass-Modell (1969) wird dabei um Terme erweitert, die den Einfluss der Marketing-Mix-Variablen abbilden.



Abbildung B-9 Schematische Darstellung von aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen mit Marketing-Mix-Variablen.

### a) Preis und Innovationsdiffusion

Der Einfluss des Preises wurde in mehreren Studien analysiert (Robinson/Lakhani 1975, Bass et al. 1994, Mesak 1996). Nichtsdestotrotz gibt es keine einheitliche Theorie, wie der Preis in ein aggregiertes Diffusionsmodell integriert werden soll (Kamakura/Balasubramanian 1988, Bottomley/Fildes 1998). Laut Bottomley/Fildes (1998) gibt es zwei Ansätze, wie der Preis in das Innovationsdiffusionsmodell einfließen kann: Gemäß dem ersten Ansatz beeinflusst der Preis die Adoptionswahrscheinlichkeit (z.B. Robinson/Lakhani 1975). Laut dem zweiten Ansatz hängt die Marktgröße  $m$  vom Preis ab (z.B. Horsky 1990).

Robinson/Lakhani (1975) schlagen z.B. vor, dass der Preis  $P(t)$  die bedingte Adoptionswahrscheinlichkeit beeinflusst. Dies wird abgebildet, indem sie dem Bass-Modell (1969) einen Exponentialfaktor hinzufügen:

$$(B-36) \quad dY(t) = (m - Y(t))(p + qY(t))e^{-kP(t)},$$

wobei  $m$  die Marktgröße,  $Y(t)$  die kumulierte Anzahl der Adoptoren,  $p$  der Innovationskoeffizient,  $q$  der Imitationskoeffizient, und  $k$  der Preiskoeffizient ist. Im Rahmen des Kapitels D wird das Robinson/Lakhani-Modell (1975) mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen mit und ohne Marketing-Mix-Variablen verglichen.

Im Horsky-Modell (1990) ist die Marktgröße eine Funktion des Preises:

$$(B-37) \quad dY(t) = \left( \frac{\theta}{1 + e^{\left( \frac{A + w(t) - kP(t)}{\delta(t)} \right)}} m(t) - Y(t) \right) (p + qY(t)),$$

wobei  $\theta$  und  $A$  Koeffizienten sind,  $m(t)$  ist die Anzahl der Haushalte,  $Y(t)$  die kumulierte Adoptorenanzahl,  $w(t)$  das Durchschnittseinkommen in der Population,  $P(t)$  der Durchschnittspreis einer Innovation und  $\delta(t)$  die Streuung des Einkommens und der Zahlungsbereitschaften unter den Konsumenten.

Beiden Ansätze zeigen gute empirische Ergebnisse (Robinson/Lakhani 1975, Kamakura/Balasubramanian 1988, Horsky 1990, Bass et al. 1994). Daher ist nicht eindeutig, welcher der beiden Ansätze die Realität besser abbildet. Darüber hinaus gibt es bisher nicht genug empirische Evidenz, ob die Berücksichtigung des Preises in Innovationsdiffusionsmodellen die Anpassung dieser Modelle und damit deren Vorhersagekraft verbessert (Bottomley/Fildes 1998, Bass et al. 1994). In diesem Zusammenhang ist weitere Forschung erforderlich.

## **b) Werbung und Innovationsdiffusion**

Der Einfluss von Werbung auf die Innovationsdiffusion wurde bereits in mehreren Studien untersucht (Simon/Sebastian 1987, Bass et al. 1994, Mesak 1996). Wie bei

Innovationsdiffusionsmodellen mit Preis gibt es hier keine einheitliche Theorie, wie die Werbung die Innovationsausbreitung beeinflusst.

Simon/Sebastian (1987) untersuchten zwei Modelltypen, bei denen der Einfluss von Werbung berücksichtigt wurde. Gemäß dem ersten Modell beeinflusst die Werbung das Innovationsverhalten. Dies wird im Bass-Modell (1969) abgebildet, indem der Innovationskoeffizienten  $p$  um eine Werbefunktion  $f(A_t)$  erweitert wird:

$$(B-38) \quad dY_t = (p_0 + p_1 f(A_t) + qY_{t-1})(m - Y_t) - \text{Innovationsmodell},$$

wobei  $p_0, p_1$  Parameter sind.

Im zweiten Modell wird das Imitationsverhalten der Konsumenten von der Werbung  $A_i$  bestimmt. In diesem Fall wird der Imitationskoeffizient durch eine Werbefunktion ergänzt:

$$(B-39) \quad dY_t = (p + q_0 Y_{t-1} + q_1 f(A_t) Y_{t-1})(m - Y_t) - \text{Imitationsmodell},$$

wobei  $q_0, q_1$  Parameter sind.

Die Werbefunktion kann in beiden Modellen auf unterschiedliche Weise dargestellt werden:

- als Funktion einer einzelnen Werbeperiode in der Vergangenheit

$$(B-40) \quad f(A, t) = \gamma \ln A_{t-\tau} - \text{Werbefunktion einer einzelnen Periode},$$

- als Funktion von mehreren Werbeperioden in der Vergangenheit

$$(B-41) \quad f(A, t) = \sum_{\tau=0}^T \gamma_{\tau} \ln A_{t-\tau} - \text{Werbefunktion von mehreren Perioden},$$

- oder als gewichtete Funktion von mehreren Werbeperioden

$$(B-42) \quad f(A, t) = \gamma \ln \left( \sum_{\tau=0}^T b_{\tau} A_{t-\tau} \right) - \text{Nerlove/Arrow-Werbefunktion. (1962)},$$

wobei  $\gamma$ ,  $\gamma_i$ , und  $b_i$  Parameter sind.

Simon/Sebastian (1987) zeigen in einer empirischen Studie, dass das Imitationsmodell eine bessere Anpassung und Vorhersagekraft besitzt. Dabei bildet die Nerlove/Arrow-Werbefunktion (1962) die Werbewirkung am besten ab. Simon/Sebastian (1987) testeten ihre Modelle empirisch jedoch nur an einem Datensatz. Daher wollen sie ihre Aussage nicht verallgemeinern und schlagen vor, dass der zu verwendende Modelltyp von der Phase des Lebenszykluses sowie dem Produkt- und Werbungstyp abhängt (siehe Tabelle B-6).

Modeltyp	Phase des Lebenszykluses	Produkteigenschaften	Inhalt der Werbung
Innovationsmodell	Früh	Echte Innovation, niedrige soziale Sichtbarkeit, individualistisches Kaufverhalten.	Neuheit, Einzigartigkeit, Produktinformationen, persönliche Werte.
Imitationsmodell	Mittel	Hohe soziale Sichtbarkeit, Gegenstand der sozialen Kommunikation, Ursache/Grund der Wettbewerbsvorteile.	Beurteilung von Konsumenten, Vorführung im sozialen und wettbewerblichen Kontext, sozialer Druck.

*Tabelle B-6 Hypothesen bzgl. des Einflusses von Situationsvariablen auf die Validität von alternativen Modellen (Simon/Sebastian 1987).*

### c) Werbung, Preis und Innovationsdiffusion

Die Innovationsdiffusion wird nicht nur vom Neuproduktpreis oder der Werbung, sondern von allen Marketing-Mix-Variablen gleichzeitig beeinflusst. So betrachtet Mesak (1996) in seinem Modell die Einflüsse von Preis, Werbung und Distributionskanälen. Bass et al. (1994) stellen ein Modell vor, welches gleichzeitig Werbungs- und Preiseinflüsse beinhaltet:

$$(B-43) \quad dY(t) = (p + qY(t))(m - Y(t)) \left( 1 + b_1 \frac{dA(t)}{A(t)} + b_2 \frac{dP(t)}{P(t)} \right)^*,$$

\* Allgemeines Bass-Modell

wobei  $b_1$ ,  $b_2$  Werbe- und Preiskoeffizienten sind. Gemäß dem allgemeinen Bass-Modell (1994) beeinflusst der Preis die Übernahmewahrscheinlichkeit. Die Werbung beeinflusst sowohl das Innovationsverhalten als auch die Imitation. In einer empiri-

schen Studie zeigen Bass et al. (1994), dass das allgemeine Bass-Modell (1994) eine gute Anpassung an Daten aufweist. Das allgemeine Bass-Modell (1994) wird im Kapitel D empirisch getestet.

Die in diesem Abschnitt dargelegten Modelle bilden ab, wie die Marketing-Mix-Variablen den Innovationsdiffusionsprozess beeinflussen. Dementsprechend erfordern die Modelle nicht nur Absatzdaten, sondern auch Daten zum Produktpreis und zu Werbungsausgaben. Normalerweise verfügen Marketingmanager über solche Daten.

Alle in diesem Abschnitt dargestellten Modelle sind aggregierte Modelle und besitzen daher eine relativ einfache Form. Aufgrund dieser beiden Aspekte sind solche Modelle leicht handhabbar. Es gibt jedoch noch keine einheitliche Theorie darüber, wie Marketing-Mix-Variablen die Innovationsdiffusion beeinflussen und wie deren Einfluss mathematisch abgebildet werden soll. Auch auf diesem Gebiet ist weitere Forschung notwendig.

## **II.6. Modelle auf individueller Ebene für den Monopolmarkt**

Annahmen:

- Monopolmarkt,
- Erst- und Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess berücksichtigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind heterogen,
- Marketing-Mix-Variablen berücksichtigt,
- deterministische oder stochastische Modellierung.

Diese Modellklasse ist eine Alternative zu den aggregierten Modellen für den Monopolmarkt aus Abschnitt B.II.1. In diesen Modellen werden nicht mehr alle Konsumenten als eine Einheit, sondern als einzelne Individuen behandelt. Die Modelle auf individueller Ebene gehen meist von der Annahme der individuellen Nutzenmaximierung und der Bayesianischen Nutzenaktualisierung aus. Dabei beeinflussen Marketing-Mix-Variablen die Nutzenwahrnehmung der Konsumenten. In den Modellen dieser Klasse wird eine individuelle Adoptionsentscheidung bzw. ein individueller



Adoptionszeitpunkt prognostiziert und daraus eine Prognose für den Gesamtmarkt abgeleitet (siehe Abbildung B-10).

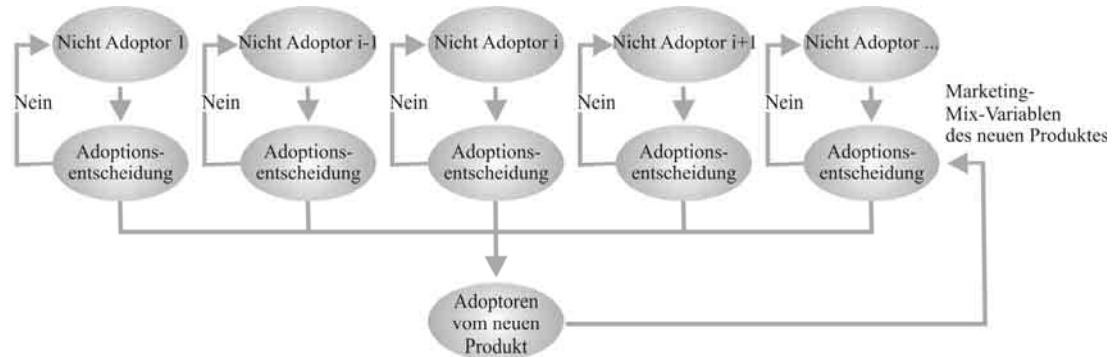


Abbildung B-10 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in Innovationsdiffusionsmodellen auf individueller Ebene für den Monopolmarkt.

Durch die Berücksichtigung der individuellen Ebene in der Prognose sind diese Modelle für Segmentierungs- und Positionierungszwecke gut geeignet (z.B. Roberts/Urban 1988). Da die individuellen Parameter vor der Produkteinführung gemessen werden können, ist auch eine frühe Prognose mittels dieser Modelle möglich (Lattin/Roberts 1988, Roberts/Urban 1988, Chatterjee/Eliashberg 1990).

Um eine Absatzprognose abzuleiten, werden die Konsumentenentscheidungen aggregiert. Die explizite Form des aggregierten Lattin/Roberts-Modells (1988) hängt von einigen Annahmen ab, z.B. ob die Entscheidungsregel stochastisch oder deterministisch ist, welcher Verteilungsform der Fehlerterm folgt oder bezüglich welcher Variablen die Konsumenten heterogen sind. Wenn der Konsumentenentscheidungsprozess als stochastisch betrachtet wird, hat die Entscheidungsregel folgende Form:

$$(B-44) \quad \mu + bY_t - \frac{\alpha\sigma^2 / 2 - (\mu_{init} - \mu)\tau}{\tau + Y(t)} - \mu_e > \varepsilon_t,$$

wobei  $\mu$  der wahre Nutzen einer Innovation,  $\sigma_i^2$  die Konsumentenunsicherheit bzgl. dieser Innovation,  $\mu_{init}$  Anfangsglauben über den Innovationsnutzen,  $\mu_e$  Nutzen einer Alternative,  $Y_t$  die kumulierte Anzahl von Innovationsadoptoren,  $\alpha_i$  die Risikoaversion,  $\tau$  Stärke des Anfangsglaubens und  $\varepsilon_t$  ein Fehlerterm sind (Lattin/Roberts 2000).

Ist der Fehlerterm doppelt exponentiell verteilt und die Wahrnehmung des wahren Produktnutzens unter Konsumenten zwischen  $L$  und  $U$  gleichverteilt, so ist der kumulierte Absatz  $Y_t$  im Zeitpunkt  $t$  gleich dem Ausdruck:

$$(B-45) \quad Y_t = \frac{m}{U-L} \ln \left( \frac{1 + e^{\frac{U + bY_{t-1} - \frac{\alpha\sigma^2 - \tau(\mu_{init} - U)}{\tau + Y_{t-1}} - \mu_e}}}{1 + e^{\frac{L + bY_{t-1} - \frac{\alpha\sigma^2 - \tau(\mu_{init} - L)}{\tau + Y_{t-1}} - \mu_e}}} \right) = \frac{m}{a_1} \ln \left( \frac{1 + e^{\frac{a_2 + bY_{t-1} + \frac{a_3}{\tau + Y_{t-1}}}}}{1 + e^{\frac{a_4 + bY_{t-1} + \frac{a_5}{\tau + Y_{t-1}}}}} \right),$$

wobei  $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$  Parameter sind und  $m$  das Marktpotential (Lattin/Roberts 2000).

In ihrer ersten Studie vergleichen Lattin/Roberts (1988) ihr Modell mit aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen. Diese empirische Analyse zeigt, dass das Lattin/Roberts-Modell (1988) für die Beschreibung und Prognose von Innovationsdiffusionsprozessen gut geeignet ist. In einer anderen empirischen Studie (2000) überprüfen Lattin/Roberts ihr Modell von 1988 mit den Annahmen (B-44) und (B-45) anhand von Daten aus einer Befragung. Sie konnten damit zeigen, dass ihr Modell gut zwischen Adoptoren und Nicht-Adoptoren unterscheiden kann.

Wie bereits erwähnt, vergleicht ein Konsument gemäß dem Lattin/Roberts-Modell (1988) den Nutzen eines Neuproduktes mit dem Nutzen einer Alternative. Vergleicht ein Konsument den Neuproduktnutzen mit dem Nutzen des Nicht-Kaufes, sagt die Entscheidungsregel (B-44) aus, ob ein Konsument das Produkt kauft oder nicht. Dies gilt allerdings nur für den Monopolmarkt. Ist die Alternative jedoch ein Wettbewerbsprodukt, wird mittels der Entscheidungsregel (B-44) eine Präferenzreihenfolge gebildet. Diese Präferenzreihenfolge sagt aus, welches der Produkte ein Konsument vorziehen würde. Diese Präferenzreihenfolge beinhaltet jedoch nicht die Nicht-Kauf-Alternative, daher kann keine Aussage getroffen werden, ob der Konsument das bevorzugte Produkt auch tatsächlich kauft. Dies bedeutet, dass das Lattin/Roberts-Modell (1988) nur für einen Monopolmarkt eine korrekte Prognose liefern kann.

Chatterjee/Eliashberg (1990) nehmen in ihrem Modell an, dass ein Konsument eine Innovation im Zeitpunkt  $t$  übernimmt, wenn sein erwarteter Nutzen  $m_t$  von der Innovation in diesem Zeitpunkt die Summe aus der Preishürde ( $\ln(1-kP)/\alpha$ ) und der Risikohürde ( $\alpha\sigma_t^2/2$ ) überschreitet:

$$(B-46) \quad \mu_{et} > \frac{\alpha \sigma_t^2}{2} - \frac{\ln(1-kP)}{\alpha}.$$

Dabei wird der erwartete Nutzen  $\mu_{et}$  und der Grad eines wahrgenommenen Übernahmerrisikos  $\sigma_t$  durch Informationen beeinflusst. Es wird angenommen, dass Konsumenten in Bezug auf ihre anfängliche Wahrnehmung der Innovation, ihre Präferenzen und ihre Empfänglichkeit von Informationen heterogen sind. Dementsprechend übernehmen sie eine Innovation zu unterschiedlichen Zeitpunkten.

Durch den Einbezug von Marketing-Mix-Variablen und die Berücksichtigung der individuellen Ebene, stellt das Chatterjee/Eliashberg-Modell (1990) ein leistungsfähiges Instrument für Marketingmanager dar. Chatterjee/Eliashberg (1990) zeigen in ihrer Studie, dass ihr Modell sehr flexibel ist, so kann es z.B. unter bestimmten Bedingungen einige aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle wie das Bass-Modell (1969) oder das Fourt/Woodlock-Modell (1960) wiedergeben. Die Flexibilität des Modells wird jedoch von einer hohen Komplexität begleitet (Roberts/Lattin 2000). Chatterjee/Eliashberg (1990) überprüften ihr Modell in einer Teststudie zur Karriereberatung und erzielten gute Ergebnisse.

Die in diesem Abschnitt behandelten Innovationsdiffusionsmodelle haben viele Vorteile. Durch die Berücksichtigung der individuellen Ebene und der experimentellen Ermittlung von Parameterwerten ist eine frühe Prognose möglich (für eine Übersicht von Experimenten siehe Schade 2004, Schade 2005). Zusätzlich können diese Modelle auch für Positionierungs- und Segmentierungszwecke verwendet werden. Dennoch haben die Modelle auch einige Nachteile: Durch den Einbezug verschiedener individueller Parameter in das Modell haben die meisten individuellen Modelle eine sehr komplexe Form, was das Verstehen und die praktische Anwendung dieser Modelle verkompliziert. Die Datenerhebung für diese Modelle erfordert Konsumentenbefragungen und Experimente, wodurch die Anwendung individueller Modelle aufwändiger ist als die Anwendung aggregierter Modelle. Zudem werden die Interaktionen zwischen Wettbewerbsprodukten in den hier behandelten Modellen nicht immer berücksichtigt. Individuelle Innovationsdiffusionsmodelle für Mehrproduktmärkte, in denen solche Interaktionen behandelt werden, werden im Abschnitt B.II.8. betrach-

tet. Ein weiterer Nachteil der individuellen Modelle für den Monopolmarkt besteht darin, dass sich ein Konsument laut diesen Modellen immer in einer Entscheidungsphase befindet, obwohl z.B. nach Rogers (1995) der individuelle Adoptionsprozess aus fünf Phasen besteht. Modelle, die diesen Aspekt berücksichtigen, werden im folgenden Abschnitt B.II.7. vorgestellt.

## **II.7. Mehrstufige Innovationsdiffusionsmodelle**

Annahmen:

- Monopolmarkt,
- Erst- oder Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess manchmal berücksichtigt,
- mehrstufiger Adoptionsprozess,
- Konsument sowohl homogen als auch heterogen,
- Marketing-Mix-Variablen berücksichtigt,
- deterministische oder stochastische Modellierung.

Bevor ein Konsument eine Innovation übernimmt oder ablehnt, durchläuft er laut vielen Innovationsdiffusionsstudien eine Sequenz von Entscheidungsstufen (z.B. Rogers 1995, Litfin 2000, Abschnitt B.I.2.). Bei einer Adoptionsentscheidung stützt sich ein Konsument auf Informationen, die er aus Massenmedien oder durch interpersonelle Kommunikation gewinnt. Dabei sind während unterschiedlicher Entscheidungsphasen unterschiedliche Informationsquellen von Bedeutung: So haben einige Studien festgestellt, dass Massenmedien die Konsumenten vorwiegend in der *Awareness*-Phase beeinflussen. Die interpersonelle Kommunikation dagegen beeinflusst Konsumenten hauptsächlich in der Bewertungsphase der Übernahmeentscheidung (Rogers 1995, van den Bulte/Lilien 2001). Eine mehrstufige Modellierung von Innovationsdiffusionsprozessen ist daher realitätsnäher als eine einstufige Modellierung. Dies wurde von vielen Marketingforschern erkannt (z.B. Midgley 1976, Dodson/Muller 1978, Hauser/Wisniewski 1982, Mahajan et al. 1984, Kalish 1985, Urban et al. 1990, Weerahandi/Dalal 1992, van den Bulte/Lilien 2001).

Bei der mathematischen Formulierung der Innovationsdiffusion hat sich vor allem das zweistufige Modell etabliert (z.B. Dodson/Muller 1978, Mahajan et al. 1984, Ka-

lish 1985). Die erste Stufe ist die *Awareness*, in der ein Konsument über eine Innovation und ihre Eigenschaften informiert wird, so dass er von einem nicht informierten Nicht-Adoptor zu einem informierten Nicht-Adoptor wird (siehe Abbildung B-11). Auf der zweiten Stufe bewertet der Konsument die Innovation und trifft eine Adoptions- bzw. Ablehnungsentscheidung.

Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Modellen gibt es in zweistufigen Innovationsdiffusionsmodellen nicht mehr nur zwei Konsumentengruppen (Adoptoren und Nicht-Adoptoren), sondern drei: nicht informierte Nicht-Adoptoren, informierte Nicht-Adoptoren und Adoptoren (siehe Abbildung B-11).



Abbildung B-11 Schematische Darstellung der Innovationsdiffusion in mehrstufigen Innovationsdiffusionsmodellen, die das Vergessen von Informationen zulassen.

Dodson/Muller (1978) formulieren ihr zweistufiges Modell auf einer aggregierten Ebene. In ihrem Modell wird ein nicht informierter Konsument durch interpersonelle Kommunikation oder durch verschiedene Marketingmaßnahmen informiert. Ein informierter Konsument übernimmt eine Innovation mit der Wahrscheinlichkeit  $v$ . Auch kann er die Informationen über die Innovation mit der Wahrscheinlichkeit  $d$  vergessen (siehe Abbildung B-12).

Außerdem berücksichtigen Dodson/Muller in ihrem Modell Wiederholungskäufe,  $v^*$ , und die Möglichkeit  $w$ , dass sich ein Adopter für ein Konkurrenzprodukt entscheidet.

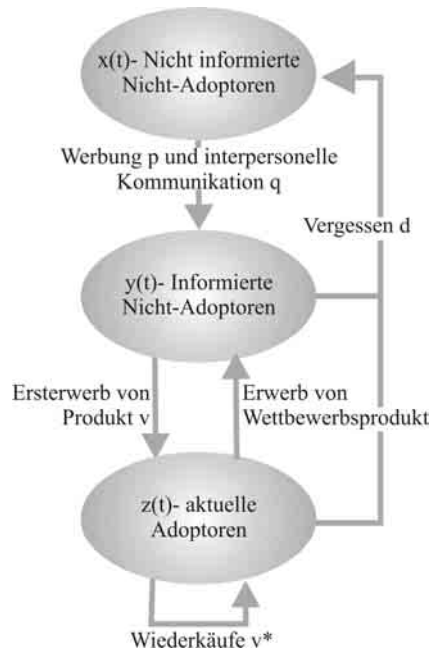


Abbildung B-12 Schematische Darstellung des Dodson/Muller-Modells (1978).

Mathematisch hat das Dodson/Muller-Modell (1978) folgende Form:

$$\begin{aligned}
 (B-47) \quad & dx(t) = -x(t)(q(m - x(t)) + p) + d(m - x(t)) \\
 & dy(t) = x(t)(q(m - x(t)) + p) - (v + d)y(t) + wz(t), \\
 & dz(t) = vy(t) - (d + w)z(t)
 \end{aligned}$$

wobei  $m$  die Anzahl von Konsumenten auf dem Markt ist und  $p$ ,  $q$ ,  $d$ ,  $v$ ,  $v^*$ ,  $w$  Koeffizienten sind. Der Gesamtabsatz pro Zeitperiode  $s(t)$  besteht aus Erstkäufen  $vy(t)$  und Wiederholungskäufen  $v^*z(t)$ :

$$(B-48) \quad S(t) = vy(t) + v^*z(t).$$

Wie aus den Gleichungen (B-47) folgt, verbreiten sich die Informationen im Dodson/Muller-Modell (1978) nach einem Muster, welches im Einklang mit dem Bass-Modell (1969) steht.

Auf dem gleichen Prinzip basiert auch das Kalish-Modell (1985). Die Informationsquellen in der *Awareness*-Phase sind hier Werbung, sowie potentielle und gegenwärtige

tige Neuproduktverbraucher. Die Zunahme der informierten Nicht-Adoptoren wird von Kalish anhand der folgenden Gleichung modelliert:

$$(B-49) \quad dI(t) = (1-I) \left( f(A) + q \left( I - \frac{Y(t)}{m_0} \right) + q' \frac{Y(t)}{m_0} \right),$$

wobei  $m_0$  die relevante Bevölkerungsanzahl ist.  $I(t)$  ist der Anteil informierter Nicht-Adoptoren im Zeitpunkt  $t$  und  $Y(t)$  die Anzahl der Adoptoren. Die Funktion  $f(A)$  bildet den Werbeeffect ab. Der Effect interpersoneller Kommunikation zwischen nicht informierten und informierten Nicht-Adoptoren ist  $q$ ,  $q'$  ist der Effect von interpersoneller Kommunikation zwischen nicht informierten Konsumenten und Adoptoren.

In diesem Modell werden alle Konsumenten mit der gleichen Wahrscheinlichkeit informiert. Sie werden in der ersten Stufe der Modellierung als homogen betrachtet.

In der zweiten Stufe des Kalish-Modells (1985) werden die Konsumenten, im Gegensatz zum Dodson/Muller-Modell (1978) als heterogen behandelt. Die Übernahmewahrscheinlichkeit hängt nun von der individuellen Einstellung jedes Adoptors gegenüber dem Neuprodukt ab. Diese individuellen Einstellungen werden durch Zahlungsbereitschaften im Modell abgebildet. Ist die Zahlungsbereitschaft eines Konsumenten größer als der Produktpreis, übernimmt der Konsument das Neuprodukt. Dabei ist die Größe des wahrgenommenen Preises u.a. durch Unsicherheiten bedingt, welche ein Konsument bzgl. einer Innovation empfindet. Kalish (1985) nimmt an, dass der Grad der Unsicherheit von der Anzahl der tatsächlichen Adoptoren abhängt: Je größer die Adoptorenanzahl ist, desto kleiner wird die Unsicherheit. Dies wird im Kalish-Modell (1985) durch eine geänderte Wahrnehmung des Preises  $P$  abgebildet:

$$(B-50) \quad P_w = P / w(Y(t), m_0).$$

Der Unsicherheitsgrad  $w$  variiert zwischen 0 und 1. Dabei steht  $w=0$  für Produkte, bei denen sich der Konsument absolut unsicher ist. Im Gegensatz dazu ist sich bei  $w=1$  der Konsument absolut sicher.

Der Anteil der zahlungsbereiten Konsumenten  $m(P, Y(t))$  ergibt sich aus dem Integral über alle Konsumenten, deren Zahlungsbereitschaft  $z$  über ihrer geänderten Preiswahrnehmung liegt:

$$(B-51) \quad m(P, Y(t)) = m_0 \int_{P_w = P/w(Y(t), m_0)}^{\infty} F(z) dz,$$

wobei  $F(z)$  die Wahrscheinlichkeitsdichte ist, welche die Heterogenität der Zahlungsbereitschaft in der Bevölkerung abbildet.

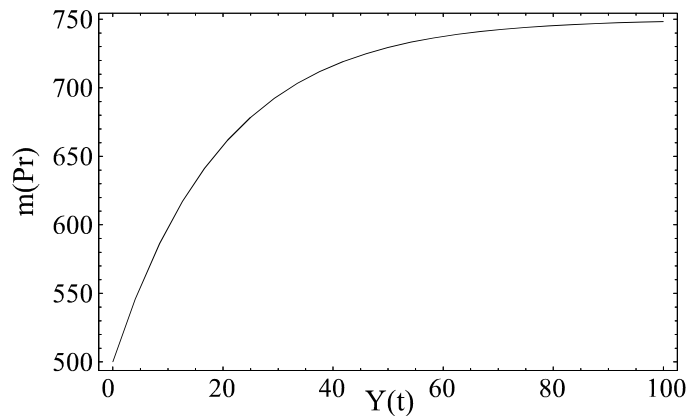


Abbildung B-13 Beispiel: Anteil der zahlungsbereiten Konsumenten als eine Funktion von der Adoptorenanzahl, die Zahlungsbereitschaften sind im Intervall  $[0, 20]$  gleichverteilt, der Produktpreis beträgt 5, der Unsicherheitsgrad  $w = (1 + e^{-0.05Y(t)})^{-1}$ .

Mit steigender Anzahl der Adoptoren reduziert sich im Kalish-Modell (1985) die Unsicherheit und dadurch steigt die Anzahl der zahlungsbereiten Konsumenten. Ein Beispiel für dieses Verhalten ist in Abbildung B-13 dargestellt.

Das Gesamtmodell von Kalish (1985) hat folgende Form:

$$(B-52) \quad \begin{aligned} dY(t) &= (m(P, Y(t), m_0) \cdot I(t) - Y(t))k \\ dI(t) &= (1 - I(t)) \left( p(A) + q \left( I - \frac{Y(t)}{m_0} \right) + q' \frac{Y(t)}{m_0} \right), \end{aligned}$$

wobei  $k$  eine Verzögerungskonstante ist, die das Zeitintervall zwischen Kaufentscheidung und dem tatsächlichen Kauf abbildet. Das Kalish-Modell (1985) wurde



gegen andere Modelle empirisch getestet und zeigte gute Anpassungsfähigkeit. Das Modell wird im Kapitel D erneut empirisch überprüft und mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen verglichen.

Das Weerahandi/Dalal-Modell (1992) besitzt wie das Dodson/Muller-Modell (1978) und das Kalish-Modell (1985) eine zweistufige Struktur. Im Weerahandi/Dalal-Modell (1992) kann ein Konsument eine Innovation erst erwerben, wenn er eine Erwerbsgelegenheit hat. Erst dann entscheidet er, ob er das Produkt erwirbt oder nicht. Die Wahrscheinlichkeit für die Erwerbsgelegenheit wird durch interpersonelle Kommunikation und durch Verkaufsförderungsmaßnahmen beeinflusst. Die Kaufwahrscheinlichkeit eines Konsumenten hängt laut Weerahandi/Dalal (1992) von individuellen demographischen Eigenschaften und von der Wirkung der Marketing-Mix-Variablen ab.



Abbildung B-14 Schematische Darstellung des Weerahandi/Dalal-Modells (1992).

Mathematisch hat das Weerahandi/Dalal-Modell (1992) folgende Form:

$$(B-53) \quad dY(t) = \sum_i \left( \frac{1}{1 + e^{\lambda X_i + \mu_i \pi_i}} \right) (p(A) + qY(t)),$$

wobei  $dY(t)$  die Anzahl der Kaufentscheidungen in  $t$  ist.  $X_i$  und  $\pi_i$  sind die Vektoren der demographischen Eigenschaften und der Wahrnehmung von Marketing-Mix-Va-

riablen des Konsumenten *i*. Weerahandi/Dalal (1992) testeten ihr Modell erfolgreich mit Absatzdaten von Faxgeräten.

Die in diesem Abschnitt dargelegten Modelle sind alle zweistufigen Diffusionsmodelle. Dabei ist die erste Stufe die *Awareness* und die zweite Stufe ist die Adoptionsentscheidungsstufe. Dodson/Muller (1978) modellieren dabei den gesamten Prozess auf der aggregierten Ebene. In ihrem Modell berücksichtigen sie nur Werbung als Marketing-Mix-Variable. Im Gegensatz dazu berücksichtigen Kalish (1985) sowie Weerahandi/Dalal (1992) in ihren Modellen sowohl Preis und Werbung als auch die individuelle Ebene. Dabei begründet Kalish (1985) eine Kaufentscheidung mit der individuellen Zahlungsbereitschaft. Die Zahlungsbereitschaft kann jedoch nur aufwändig ermittelt werden, z.B. mit Experimenten. Weerahandi/Dalal (1992) modellieren die Kaufwahrscheinlichkeit eines Konsumenten mit demographischen Variablen sowie Marketing-Mix-Variablen, die sich leichter erheben lassen. Oft ist jedoch der kausale Zusammenhang zwischen demographischen Variablen und der Kaufentscheidung nicht eindeutig. So kauft z.B. nicht jeder 25-jährige männliche Student mit der gleichen Wahrscheinlichkeit ein Faxgerät.

Einer der gemeinsamen Nachteile dieser Modelle ist, dass sie die Innovationsdiffusion eines Produkts abbilden, ohne dabei die Interaktionseffekte mit Wettbewerbsprodukten zu berücksichtigen. Ein weiterer Nachteil mehrstufiger Innovationsdiffusionsmodelle besteht darin, dass diese Modelle sehr detaillierte Daten über Konsumenten erfordern: So muss nach Möglichkeit exakt bekannt sein, welche Anteile der Bevölkerung zu den informierten Nicht-Adoptoren bzw. Adoptoren gehören. Es gibt nur wenige Untersuchungen, bei welchen diese Informationen vorhanden sind (z.B. Mahajan et al. 1984; Urban et al. 1990). Es ist äußerst schwer, solche Daten außerhalb des experimentellen Rahmens zu erheben (van den Bulte/Lilien 2001).

## II.8. Modelle auf individueller Ebene für den Mehrproduktmarkt

Annahmen:

- Mehrere Produkte bzw. Generationen auf dem Markt,
- Erst- und Wiederholungskäufe,
- Konsumentenentscheidungsprozess berücksichtigt,
- einstufiger Adoptionsprozess,
- Konsumenten sind heterogen,
- Marketing-Mix-Variablen berücksichtigt,
- stochastische Modellierung.

Wenn mehrere Wettbewerbsprodukte auf einem Markt etabliert sind, steht jeder potentielle Konsument vor einer Wahlentscheidung. Diese Entscheidung wird durch ihre Komplexität geprägt, die durch die Anzahl der Produktalternativen, Produkteigenschaften, durch den Produktneuheitsgrad und damit verbundene Unsicherheiten sowie durch Konsumentenpräferenzen bedingt ist. Für welches Produkt sich die Konsumenten entscheiden, kann auf aggregierter Ebene oder auf individueller Ebene abgebildet werden. Die aggregierten Modelle für den Mehrproduktmarkt wurden bereits in Abschnitt B.II.4. dargestellt.

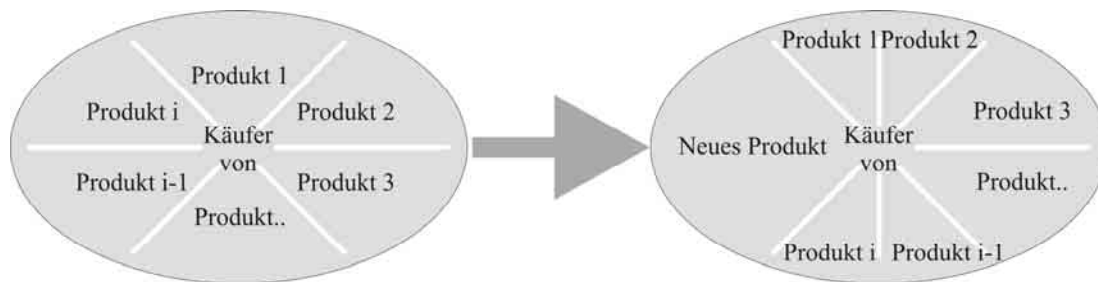


Abbildung B-15 Einfluss einer Neuprodukteinführung auf die Marktanteilsverteilung.

Eines der ersten Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene für den Mehrproduktmarkt wurde von Feder/O'Mara (1982) vorgeschlagen: Sie betrachten zuerst die individuelle Kaufentscheidung zwischen einer alten und einer neuen Technologie. Dabei übernimmt ein Konsument die Technologie, welche einen größeren Nutzen für ihn hat. Feder/O'Mara (1982) nehmen in ihrem Modell an, dass der Nutzen einer alten Technologie jedem Konsumenten bekannt ist. Über den Nutzen der neuen

Technologie hat jeder Konsument jedoch nur eine unsichere Erwartung. Diese muss aber nicht dem tatsächlichen Nutzen entsprechen. Nachdem einige Konsumenten die Innovation übernommen haben, informieren sie die restlichen Konsumenten über ihre Erfahrungen. Aufgrund dieser Erfahrungsberichte bewerten die Konsumenten erneut ihre Erwartung über die neue Technologie. Waren die Erfahrungen meistens positiv, so steigt der erwartete Nutzen der neuen Technologie. Bei meist negativen Erfahrungen dagegen sinkt der erwartete Nutzen. Aufgrund dieser Erwartungen werden die individuellen Adoptionsentscheidungen getroffen. Im Feder/O'Mara-Modell (1982) sind nur die interpersonelle Kommunikation und der tatsächliche Nutzen einer Innovation die treibenden Kräfte eines Innovationsdiffusionsprozesses.

Das Feder/O'Mara-Modell ist sehr einfach und elegant. Dieser Aspekt gehört gleichzeitig zu den Vor- und Nachteilen des Modells. Durch die Einfachheit des Modells ist es leicht verständlich. Andererseits werden aber nicht alle für die Innovationsdiffusion relevanten Aspekte wie z.B. die Wirkung von Werbung oder Risikoaversion von Konsumenten berücksichtigt. Darüber hinaus wurde das Modell nach meinem Wissensstand noch nicht empirisch getestet.

Hauser/Wisniewski (1982) modellieren die individuellen Wahlentscheidungen zwischen neuen und alten Produkten in der Tradition des Luce-Modells und des Logit-Modells von McFadden (1974, 1980). Das Konsumentenverhalten wird hier anhand der Semi-Markowschen Prozesse<sup>12</sup> modelliert. Dabei werden u.a. Marketing-Mix-Variablen berücksichtigt. Nach Hauser/Wisniewski (1982) kann sich ein Konsument in verschiedenen Zuständen befinden: Er kann nur über alte Produkte oder über alle Produkte auf dem Markt informiert sein (siehe Abbildung B-16). Die Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein Konsument in einem bestimmten Zustand ist, oder dass er von einem zu einem anderen Zustand wechselt, wird durch Konsumentenpräferenzen bedingt. Die Konsumentenpräferenzen werden durch Werbung, Preispolitik, Verkaufsförderungsmaßnahmen und Konsumenteneigenschaften beeinflusst.

---

<sup>12</sup> Der Markow'sche Prozess ist durch die folgende Eigenschaft charakterisiert: Kennt man erst einmal die Gegenwart des Prozesses, dann lassen sich Prognosen über die Zukunft des Prozesses nicht durch zusätzliche Kenntnisse seiner Vergangenheit verbessern. Das nennt man auch Gedächtnislosigkeit des Prozesses. Die Zukunft eines *semimarkowschen* Prozesses hängt nur von seinem gegenwärtigen Zustand und der Zeit, die seit der letzten Zustandsänderung vergangen ist, ab.

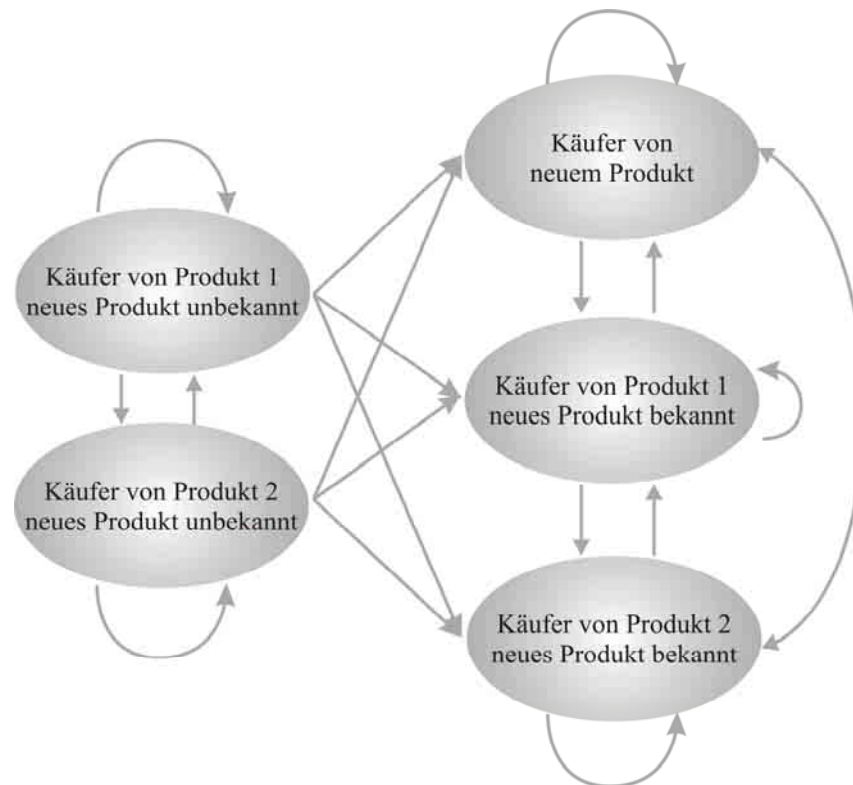


Abbildung B-16 Beispiel eines Semimarkovschen Modells für einen vereinfachten Markt (Hauser/Wisniewski 1982).

Durch die Berücksichtigung dieser Variablen kann das Modell von Hauser/Wisniewski (1982) Marketingentscheidungen unterstützen. Da das Modell die Wahrscheinlichkeit des Nichtkaufs vernachlässigt, zeigt es nur, wie sich die Marktanteile über die Zeit verhalten. Das absolute Marktwachstum, das z.B. durch die Innovationseinführung bzw. durch mögliche Änderungen der Präferenzen verursacht werden kann, wird nicht abgebildet. Dieser Aspekt ist ein wesentlicher Nachteil des Modells, denn die Einführung einer Innovation wird oft von einem Marktwachstum begleitet (Norton/Bass 1987).

Das Roberts/Urban-Modell (1988) ist eines der bekanntesten Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene. In diesem Modell werden etablierte Konstrukte aus der Nutzentheorie (z.B. Lancaster 1966, Fishbein 1967, Keeney/Raiffa 1976), Bayesianischer Entscheidungsanalyse (z.B. DeGroot 1970) und der Theorie der diskreten Wahl (z.B. Domencich/McFadden 1975) angewendet.

Gemäß dem Roberts/Urban-Modell (1988) maximiert jeder Konsument seinen Produktnutzen. Daher kauft er das Produkt mit dem für ihn größten Nutzen  $u_{it}$ . Dabei be-

rücksichtigt er auch die Unsicherheiten  $\sigma_{it}^2$ , deren Wahrnehmung von der Risikoeinstellung  $\alpha$  des Konsumenten abhängt:

$$(B-54) \quad u_{it} = \mu_{it} - \frac{\alpha}{2} \sigma_{it}^2,$$

wobei  $\mu_{it} = \sum b_{ikt} \pi_{ikt}$ .  $\pi_{ikt}$  ist die Eigenschaftsausprägung des Produkts und  $b_{ikt}$  ist die Wichtigkeit dieser Eigenschaft.

Die Wahrscheinlichkeit  $\text{Pr}_{it}$ , dass ein Konsument Produkt  $i$  im Zeitpunkt  $t$  kauft, wird mit dem Logit-Modell abgebildet:

$$(B-55) \quad \text{Pr}_{it} = \frac{\text{Exp}\left(\mu_{it} - \frac{\alpha}{2} \sigma_{it}^2\right)}{\sum \text{Exp}\left(\mu_{jt} - \frac{\alpha}{2} \sigma_{jt}^2\right)}.$$

Weiter nehmen Roberts/Urban (1988) an, dass sich der Nutzen  $\mu_{it}$  und die Wahrnehmung von Unsicherheiten eines Produktes  $\sigma_{it}^2$  mit der Zeit ändern. Diese Änderungen werden vorwiegend durch die interpersonelle Kommunikation bewirkt und werden im Roberts/Urban-Modell (1988) mit der Bayesianischen Aktualisierung abgebildet:

$$(B-56) \quad \mu_{it+1} = \frac{\tau \mu_{it} + Y_t \mu'_i}{\tau + Y_t}, \quad \sigma_{it+1}^2 = \frac{\tau^2 \sigma_{it}^2 + Y_t^2 \sigma'^2_i}{\tau^2 + Y_t^2},$$

wobei  $Y_t$  die Anzahl von Produktkäufern,  $\tau$  die Stärke des Anfangsglaubens über die Produkteigenschaften,  $\mu'_i$  der vermittelte Produktnutzen und  $\sigma'^2_i$  die Varianz des vermittelten Produktnutzens ist.

Da das Modell auf individuellen Daten basiert, ist es möglich, eine Prognose vor der Einführung eines Produkts abzugeben. Das Modell wurde an Diffusionsdaten der Automobilindustrie getestet und zeigte eine gute Anpassung. Da das Roberts/Urban-Modell (1988) genauso wie das Hauser/Wisniewski-Modell (1982) nur die Kaufwahrscheinlichkeiten und somit nur die Marktanteile und keine absoluten Verkäufe prognostiziert, ist es nur für nicht wachsende Märkte geeignet. Ein weiterer Nachteil des Roberts/Urban-Modells (1988) ist seine komplexe Form, die die praktische An-

wendung des Modells erschwert. Werden die Gleichungen (B-55) und (B-56) zusammengeführt, ergibt sich ein sehr komplexes Innovationsdiffusionsmodell.

Kim et al. (2005) gehen in ihrem Modell davon aus, dass neuere Produkte bessere Eigenschaften haben. Diese Produktverbesserungen beeinflussen gleichzeitig sowohl die Wahlwahrscheinlichkeiten von auf dem Markt vorhandenen Produkten als auch das Gesamtmarktpotential. Dadurch können Kim et al. (2005) nicht nur relative Marktanteile, sondern auch absolute Absatzmengen vorhersagen. Kim et al. (2005) passen ihr Modell vor allem an Absatzprognosen in der Halbleiterindustrie an. Deswegen basieren die Prognosen bzgl. Produkteigenschaftsausprägungen, Preis und Marktpotential auf dem Moorschen Gesetz, laut dem sich die Speicherdichte alle 18 – 24 Monate verdoppelt. Empirische Tests dieses Modells wurden mit den Absatzdaten von Computerarbeitspeichern (DRAM) durchgeführt. Dabei wurden gute Ergebnisse erzielt. Obwohl das Modell von Kim et al. (2005) das Problem der Prognose von absoluten Verkaufszahlen beseitigt, ist es nur auf eine bestimmte Branche (Halbleiterindustrie) anwendbar, da nur auf diesem Markt das Moorsche Gesetz gilt. Für andere Branchen muss ein neues theoretisches Konstrukt ausgearbeitet werden.

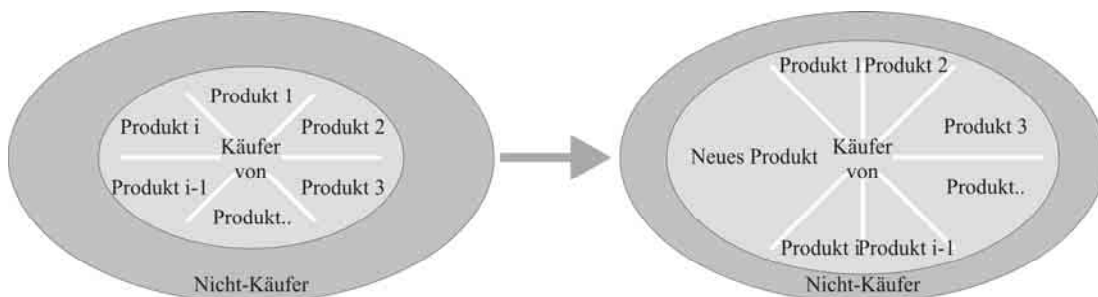


Abbildung B-17 Einfluss von Neuprodukteinführungen auf die Marktanteilsverteilung und die Größe des Marktpotentials.

In diesem Abschnitt wurden individuelle Innovationsdiffusionsmodelle für Mehrproduktmärkte dargestellt. Bei der Beschreibung von Neuproduktinnovationen berücksichtigen diese Modelle den Einfluss von verschiedenen Variablen wie Marketing-Mix, interpersoneller Kommunikation, etc. auf die individuelle Entscheidung eines Konsumenten. Sie ermöglichen damit eine frühe Prognose von Absatzmengen (Roberts/Lattin 2000). Einer der Nachteile dieser Modelle besteht in ihrer meist komplexen Modellform (z.B. Roberts/Urban 1988). Darüber hinaus erfordern diese Modelle

Konsumentendaten, die meistens nur durch aufwändige Befragungen und Experimente erhoben werden können. Außerdem zeigen die Modelle oft nicht, wie sich die Marktgröße durch eine Neuprodukteinführung ändert. Eine Lösung für das Problem wäre, das Marktwachstum getrennt zu modellieren, wie es z.B. Kim et al. (2005) getan haben. Eine zweite Möglichkeit wäre, nicht nur Kaufwahrscheinlichkeiten (wie es die meisten Modelle durchführen), sondern auch die Nichtkaufwahrscheinlichkeiten zu modellieren. In diesem Fall können sich nicht nur die Marktanteile der Produkte, sondern auch die absoluten Absätze und damit das Marktvolumen, ändern (siehe Abbildung B-17).

### **III. Zusammenfassung und weitere Forschung**

In diesem Kapitel wurden verschiedene Innovationsdiffusionsmodelle vorgestellt, die es ermöglichen, die Risiken der Markteinführung einer Innovation abzuschätzen und eine Hilfestellung bei weiterführenden Marketingentscheidungen zu geben. Ein solches Werkzeug wird von vielen Managern aus unterschiedlichen Branchen benötigt. Aus diesem Grund ist die Innovationsdiffusion ein Gebiet intensiver Forschung.

In der Marketingliteratur sind zahlreiche Modellierungsansätze und -varianten für die Innovationsdiffusion zu finden. In Abschnitt B.II. wurde eine neue Klassifizierung erarbeitet, die es ermöglicht, die große Anzahl an Modellen einzuteilen und zu strukturieren. Die Klassifizierung erfolgte dabei vor allem aufgrund der Annahmen, die in diesen Modellen getroffen werden (siehe Tabelle B-4). In den Abschnitten B.II.1. – B.II.8. wurden die acht Modellklassen, die besonders stark in der Literatur vertreten sind (siehe Tabelle B-5), ausführlich beschrieben und diskutiert. Für jede Modellklasse wurden dabei ein oder mehrere Beispielmmodelle aufgezeigt. In Tabelle B-7 sind die in diesem Kapitel behandelten Modellklassen mit ihren Vor- und Nachteilen, sowie ihrem Anwendungszweck und ihren Anforderungen an Daten zusammenfassend dargestellt.

Jede Modellklasse hat Vor- und Nachteile, so dass es keine ideale Klasse für alle Anwendungen gibt. Vielmehr muss jeder Marketingforscher zuerst genau analysieren, welches Ziel die Modellierung hat und mit welchen Mitteln sie erfolgen soll. Dabei müssen folgende Fragen berücksichtigt werden:



- Welche Daten bzw. welches Budget zur Datenerhebung stehen zur Verfügung?
- Für welche Anwendungszwecke soll das Modell eingesetzt werden?

Nach der Beantwortung dieser Fragen kann in Tabelle B-7 die geeignete Modellklasse ausgewählt und im entsprechenden Abschnitt dieses Kapitels das passende Modell gefunden werden. Durch die in diesem Kapitel erarbeitete Übersicht der verschiedenen Innovationsdiffusionsmodelle ist es also leichter als bisher möglich, aus der großen Auswahl an Modellen ein geeignetes zu identifizieren.

Bei der Diskussion der einzelnen Modelle der verschiedenen Klassen wird deutlich, dass es trotz der mittlerweile jahrzehntelangen Forschung auf dem Gebiet der Innovationsdiffusion eine Reihe von offenen Fragen gibt, die noch nicht hinreichend geklärt sind und weitere Forschung erfordern:

- Der Zusammenhang zwischen Marketing-Mix-Variablen und der Adoptionsrate ist noch nicht eindeutig geklärt (Bottomley/Fildes 1998). Der Einfluss der Preis- und Werbepolitik auf das Konsumentenverhalten und demzufolge auf aggregierte Absätze muss hierfür noch weiter untersucht werden (für eine detaillierte Übersicht siehe Abschnitt B.II.5.). Es gibt keine aggregierten Ansätze, die den Einfluss einer Qualitätsänderung einer Innovation darstellen.
- Aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt, die Marketing-Mix-Variablen berücksichtigen, sind noch sehr schwach vertreten.
- Die Innovationsdiffusionsmodelle auf der individuellen Ebene haben noch eine sehr komplexe Struktur, die eine praktische Anwendung erschwert. Diese Modelle setzen Kenntnisse von individuellen Konsumentencharakteristika voraus. Dies stellt nach wie vor eine große Herausforderung für Marketingforscher dar (Roberts/Lattin 2000).
- Bisherige Schätzmethoden für aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle führen am Anfang der Innovationsdiffusion zu verzerrten Modellparametern. Eine frühe und zuverlässige Prognose ist somit nicht möglich (van den Bulte/Lilien 1997). Es müssen daher neue, verbesserte statistische Schätzmethoden verwendet oder entwickelt werden.

- Trotz der jahrzehntenlangen Forschung gibt es immer noch keine ausreichende Anzahl von Meta-Studien über Innovationsdiffusionsmodelle. Dies erschwert einem Marketingmanager eine Entscheidung darüber, welches der Modelle anzuwenden ist.

<b>Modellklasse</b>	<b>Vorteile</b>	<b>Nachteile</b>	<b>Anforderungen an Daten</b>	<b>Anwendungszwecke</b>
<b>Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt (Abschnitt B.II.1.)</b>	Einfache und überschaubare Form der Modelle; Unkomplizierte Schätzverfahren.	Instabile Parameterschätzungen, wenn nicht genügend Absatzdaten vorhanden, somit keine frühere Prognose möglich; Vernachlässigung der Einflüsse von Marketing-Mix-Variablen und Wettbewerbsprodukten.	Absatzdaten vom Neuprodukt.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Bewertung des Marktwertes eines Business.
<b>Stochastische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Monopolmarkt (Abschnitt B.II.2.)</b>	Einfache und überschaubare Form der Modelle; Relativ stabile Parameterschätzungen.	Die Modellierung von Schwankungen ist oft theoretisch nicht begründet; Vernachlässigung der Einflüsse von Marketing-Mix-Variablen und Wettbewerbsprodukten.	Absatzdaten vom Neuprodukt.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Bewertung des Marktwertes eines Business.
<b>Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Wiederholungskäufen für den Monopolmarkt (Abschnitt B.II.3.)</b>	Berücksichtigung von Wiederholungskäufen; Relativ einfache Modellstruktur.	Vernachlässigung von Marketing-Mix Variablen und Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten Daten zu einer Innovationslebensdauer nicht immer verfügbar; Verteilungsannahme bzgl. der Produktlebensdauer oft erforderlich.	Absatzdaten zu Erst- und Wiederholungskäufen; Daten zur Innovationslebensdauer.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Bewertung des Marktwertes eines Business.
<b>Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt (Abschnitt B.II.4.)</b>	Berücksichtigung von Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten.	Oft nicht nachvollziehbare Effekte, die durch die Modellform verursacht werden; Vernachlässigung der Einflüsse von Marketing-Mix-Variablen; Nicht genügend empirische Evidenz.	Absatzdaten vom Neuprodukt Absatzdaten von Produktalternativen.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Bewertung des Marktwertes eines Business; Bewertung vom Schaden der Patentverletzung.
<b>Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen (Abschnitt B.II.5.)</b>	Berücksichtigung von Marketing-Mix-Variablen; Relativ einfache Modelle.	Keine eindeutige Theorie, wie Marketing-Mix-Variablen die Innovationsdiffusionsraten beeinflussen; Vernachlässigung von Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten.	Absatzdaten vom Neuprodukt; Daten zum Produktpreis und Werbeausgaben.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Festlegung der optimalen Werbepolitik; Festlegung der optimalen Preisstrategie; Bewertung des Marktwertes eines Business

<b>Modellklasse</b>	<b>Vorteile</b>	<b>Nachteile</b>	<b>Anforderungen an Daten</b>	<b>Anwendungszwecke</b>
<b>Modelle auf individueller Ebene für den Monopolmarkt (Abschnitt B.II.6.)</b>	Prognose vor der Innovationseinführung; Realitätsnähere Abbildung von Konsumentenverhalten Eine deutlichere Beziehung zwischen Marketing-Mix-Variablen und Adoptionswahrscheinlichkeit; Verwendung für Segmentierungs- und Positionierungszwecke möglich.	Vernachlässigung von Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten; Sehr komplizierte Modellformen; Teuere Experimente und Befragungen für Datenerhebung oft notwendig.	Daten zu individuellen Charakteristika und Einstellungen von Konsumenten zum Neuprodukt; Absatzdaten vom Neuprodukt, wenn die Prognose nach der Produkteinführung erfolgt.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Festlegung der optimalen Werbepolitik; Festlegung der optimalen Preisstrategie; Bewertung des Marktwertes eines Businesses.
<b>Mehrstufige Innovationsdiffusionsmodelle (Abschnitt B.II.7.)</b>	Realitätsnähere Abbildung von Konsumentenverhalten Oft Berücksichtigung von Werbung als erklärende Variable.	Die erforderlichen Daten müssen sehr detailliert sein; Vernachlässigung von Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten.	Absatzdaten der Innovation; Daten über Informationsstand der Konsumenten Oft Daten zu individuellen Charakteristika der Konsumenten.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung Festlegung der optimalen Werbepolitik Bewertung des Marktwertes eines Businesses
<b>Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene für den Mehrproduktmarkt (Abschnitt B.II.8.)</b>	Realitätsnähere Abbildung von Konsumentenverhalten Eine deutlichere Beziehung zwischen Marketing-Mix-Variablen und Adoptionsraten; Berücksichtigung von Interaktionseffekten zwischen Wettbewerbsprodukten möglich; Verwendung für Segmentierungs- und Positionierungszwecke.	Sehr komplizierte Modellformen; Teuere Experimente und Befragungen für Datenerhebung oft notwendig; Oft für schnell wachsende Märkte nicht anwendbar.	Daten zu individuellen Charakteristika und Einstellungen der Konsumenten zum Neuprodukt Daten zu individuellen Charakteristika und Einstellungen zu Wettbewerbsprodukten Absatzdaten vom neuen Produkt, wenn die Prognose nach der Produkteinführung erfolgt.	Absatzprognose nach der Neuprodukteinführung; Festlegung der optimalen Werbepolitik; Festlegung der optimalen Preisstrategie; Bewertung des Marktwertes eines Businesses; Bewertung von Schaden der Patentverletzung.

*Tabelle B-7 Modellklassen: Vor- und Nachteile, Datenanforderungen und Anwendungszwecke.*

## **C. Das IED-Modell**

### **(Information-Evaluation-Decision-Modell)**

## **I. Einführung**

In Kapitel B wurden acht Klassen von Innovationsdiffusionsmodellen vorgestellt. Ein entscheidender Unterschied zwischen diesen Klassen ist die Ebene, auf der die Innovationsdiffusion modelliert wird. Wenn die individuelle Ebene vernachlässigt wird, haben die Innovationsdiffusionsmodelle meist eine sehr einfache Form und sind dadurch leicht anwendbar. Die meisten dieser Modelle leiden aber unter einer fehlenden theoretischen Motivation für ihre mathematische Formulierung. Bei Modellen auf der individuellen Ebene kann dagegen die Heterogenität der Konsumenten und der individuelle Entscheidungsprozess berücksichtigt werden. Dadurch ist es möglich, den Einfluss von z.B. Marketing-Mix-Variablen theoretisch motiviert abzubilden. Die Innovationsdiffusionsmodelle auf individueller Ebene besitzen aber oft eine sehr komplizierte mathematische Form. Darüber hinaus sind die Datenanforderungen und deren Erhebung für diese Modelle vergleichsweise anspruchsvoll. Dies macht die Innovationsdiffusionsmodelle auf der individuellen Ebene in der praktischen Verwendung nur schwer handhabbar. Der Innovationsdiffusionsforscher muss sich also oft zwischen einem aggregierten einfach zu handhabaren Modell, oder einem komplizierten Modell, das viele Faktoren berücksichtigt, entscheiden.

Im Rahmen dieses Kapitels wird ein neues Innovationsdiffusionsmodell: das Information-Evaluation-Decision-Modell (IED-Modell) vorgestellt, welches darauf zielt, den Widerspruch zwischen diesen beiden Ansätzen der Innovationsdiffusionsmodellierung zu beseitigen.

Das IED-Modell hat eine Hybridform, welche die Vorteile der beiden Ansätzen miteinander verknüpft: Einerseits wird die individuelle Ebene berücksichtigt, andererseits hat das Modell eine aggregierte Form. Die Struktur des IED-Modells stützt sich auf Ideen anderer bekannter Innovationsdiffusionsansätze, wie z.B. von Bass (1969), Dodson/Muller (1978), Kalish (1985), Lattin/Roberts (1988) oder Junk/Park (1999). Gemäß der in Kapitel B erarbeiteten Systematik liegen dem IED-Modell folgende zentrale Annahmen zugrunde:

- Das Neuprodukt verbreitet sich am Mehrproduktmarkt.
- Sowohl Erst- als auch Wiederholungskäufe sind zulässig.

- Der Konsumentenentscheidungsprozess beinhaltet zwei Stufen: *Awareness* und Bewertung. Somit ist das IED-Modell ein zweistufiges Innovationsdiffusionsmodell.
- Die Marketing-Mix-Variablen beeinflussen den Innovationsdiffusionsprozess.
- Das IED-Modell ist deterministisch. Die prognostizierten Absätze sind feste Zahlen.

Die individuelle Ebene des IED-Modells stützt sich auf die zwei folgenden Annahmen:

- Die Konsumenten sind bezüglich ihrer Zahlungsbereitschaften für verschiedene Produkte heterogen.
- Bei der Kaufentscheidung maximiert jeder Konsument seinen Nutzen.

Obwohl die individuelle Ebene durch diese zwei Annahmen berücksichtigt wird, ist das Ergebnis des IED-Modells eine aggregierte Kaufwahrscheinlichkeit für die Gesamtheit aller Konsumenten. Dies entspricht einer Kaufwahrscheinlichkeit, die einem zufälligen Konsumenten zugewiesen werden kann. Aus dieser aggregierten Kaufwahrscheinlichkeit kann dann eine Absatzprognose für den gesamten Markt erfolgen, wobei auch Konkurrenzprodukte berücksichtigt werden können.

Durch die Betrachtung der individuellen Ebene hat das IED-Modell gegenüber den traditionellen aggregierten Modellen viele Vorteile. Es können Phänomene des Konsumentenverhaltens wie Zahlungsbereitschaft, Nutzenmaximierung oder Änderung der individuellen Zahlungsbereitschaft durch neue Informationen berücksichtigt werden. Dadurch ist z.B. der Einfluss des Produktpreises über die Theorie des Konsumentenverhaltens abgesichert. Dies ist bei den meisten aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen nicht der Fall.

Da aus den Parametern der individuellen Ebene im IED-Modell eine aggregierte Kaufwahrscheinlichkeit modelliert wird, können diese Parameter sowohl experimentell, als auch durch statistische Schätzverfahren ermittelt werden. Durch das Experiment kann das IED-Modell z.B. bereits vor der Produkteinführung für eine Marktprognose eingesetzt werden. Durch die Anwendung von statistischen Schätzverfahren können kostenspielige und zeitaufwendige Experimente vermieden werden. In

diesem Fall ist es für eine Prognose mit dem IED-Modell ausreichend, Daten über den Absatz, die Werbung und den Preis zu erheben. Viele Innovationsdiffusionsmodelle auf der individuellen Ebene erfordern deutlich detailliertere Daten.

Durch die Hybridstruktur des IED-Modells kann also erstmals der Marketingmanager entscheiden, welche Art der Datenerhebung er durchführen will, ohne sich dadurch bereits auf ein Modell festzulegen.

Der wissenschaftliche Beitrag des IED-Modells besteht vor allem in seiner neuartigen Modellstruktur. Dabei stützt sich der Ansatz des IED-Modells auf die in der Innovationsdiffusionsmodellierung verbreiteten und akzeptierten Annahmen, wie z.B. Konsumentenheterogenität bzgl. der Zahlungsbereitschaften wie im Kalish-Modell (1985) oder zweistufiger Konsumentenentscheidungsprozess, wie im Dodson/Muller-Modell (1978). Die Grundstruktur des IED-Modells ist jedoch sehr allgemein und beinhaltet keine expliziten Annahmen über die Verteilungsform der Zahlungsbereitschaften der Konsumenten, Anzahl und Typ der Wettbewerbsprodukte sowie die analytische Funktion der Informationswirkung. Eine derartig verallgemeinerte Struktur eines Innovationsdiffusionsmodells ist erstmalig in der Innovationsdiffusionsforschung. Erst wenn genaue Angaben über diese Annahmen vorliegen, erhält das IED-Modell seine explizite Form. Beim theoretischen Vergleich mit bestehenden Innovationsdiffusionsmodellen (siehe Abschnitt B.V) zeigt sich die allgemeine Gültigkeit des IED-Modells: Unter den entsprechenden Annahmen nimmt das IED-Modell eine gleiche oder ähnliche Form wie bekannte Innovationsdiffusionsmodelle, wie z.B. das Bass-Modell (1969), das Robinson/Lakhani-Modell (1975), das Kalish-Modell (1985) oder das Jun/Park-Modell (1999) an.

Das IED-Modell ist somit das erste verallgemeinerte Innovationsdiffusionsmodell, welches sich an verschiedene Marktsituationen (Ein- und Mehrproduktmarkt) bzw. an verschiedene Produkttypen (nur mit Erstkäufen bzw. mit Wiederholungskäufen) anpassen lässt. Daraus folgt eine sehr große Flexibilität des Modells in Bezug auf die Rahmenbedingungen, unter denen die Innovationsdiffusion modelliert wird. Der Marktforscher kann die Modellkomplexität selbst beeinflussen, indem er bestimmte Annahmen, z.B. über das Vorhandensein von Wettbewerbsprodukten, bewusst ein- oder ausschaltet. Er kann außerdem sein Produkt- und Marktwissen einsetzen und



dadurch die explizite Form der Modellannahmen auswählen, z.B. die Form der Verteilung der Zahlungsbereitschaften oder die Art des Einflusses der interpersonellen Kommunikation. Damit erhält der Marketingmanager oder -forscher einen großen Entscheidungsspielraum über die Verwendung des IED-Modells

Mit dem IED-Modell können also verschiedene Situationen mit dem gleichen Modell untersucht werden, ohne für jede Marktsituation einen neuen Modellierungsansatz suchen zu müssen. Daher sind Unterschiede, die durch verschiedene Modellansätze entstehen, ausgeschlossen. Mit dem IED-Modell ist es somit erstmals möglich, verschiedene Situationen zu vergleichen.

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen des IED-Modells vorgestellt. Zuerst werden die im IED-Modell verwendete Notation und mathematische Konventionen erklärt. Danach wird auf die Grundstruktur des IED-Modells eingegangen. Im vierten Abschnitt werden die möglichen expliziten Annahmen des IED-Modells diskutiert und kritisch analysiert. Die Auswirkung dieser Annahmen auf die Gesamtform des IED-Modells wird im Abschnitt „Zusammenfassung“ gezeigt. Darüber hinaus wird in diesem Abschnitt ein theoretischer Vergleich des IED-Modells mit ausgewählten Innovationsdiffusionsmodellen durchgeführt.

## II. Notation und mathematische Konventionen

Um einen einfacheren Zugang zu den in den folgenden Abschnitten gemachten Ausführungen, insbesondere der Entwicklung des IED-Modells, zu ermöglichen, widmet sich dieser Abschnitt zunächst der Definition und Erklärung notwendiger mathematischer Formalia und Symbolik.

Im Allgemeinen wird ein  $n$  – dimensionaler Wahrscheinlichkeitsraum  $[\Omega^n, F^n, P^n]$  betrachtet, wobei  $\Omega^n$  die Ereignismenge (z.B. Zahlungsbereitschaften, Nettonutzen für Produkte),  $F^n$  die zugehörige Ereignisalgebra und  $P^n$  die auf  $F^n$  definierte Klasse  $n$ -dimensionaler Wahrscheinlichkeitsmaße symbolisiert. Zufallsvektoren  $\xi_I^n: \Omega \rightarrow R^n$  identifizieren die Nutzen und Zahlungsbereitschaften in Form monetärer Beträge, deren (diskrete oder stetige) Verteilungsfunktionen Auskunft über die Wahrscheinlich-

keitsverteilung geben, z.B. über Zahlungsbereitschaften und Nettonutzen innerhalb einer Population für  $n$  Produkte.

Für den überschaubareren Umgang mit Mehrfachintegralen, werden Elemente  $X_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) des Wertebereichs von Zufallsvektoren in einer bestimmten Reihenfolge indiziert:  $X_i=(x_i, x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n)$ . Die Indexmenge  $I=\{1, \dots, n\}$  identifiziert dabei Produkte, die Indexmenge  $J=\{1, \dots, m\}$  Konsumenten (z.B. symbolisiert  $z_{ij}$  die Zahlungsbereitschaft von Konsument  $j$  für Produkt  $i$ , mit  $j \in J$ ). Sind bei verbalen Argumentationen Elemente  $x$  des Definitionsbereiches  $X$  einer mathematischen Abbildung  $f: X \rightarrow Y$  bedeutend, dann wird die symbolische Schreibweise  $f(x)$  anstelle von  $f$  verwendet. In späteren Abschnitten werden Differentialgleichungen erster Ordnung für Funktionen  $x: T \rightarrow R$ ,  $T \subseteq R$ , betrachtet. Dabei symbolisiert  $dx(t)$ , für  $t \in T$ , die erste Ableitung der Abbildung  $x$ .

### III. Grundstruktur des IED-Modells

In diesem Abschnitt wird zunächst die Grundstruktur des IED-Modells skizziert. Die einzelnen Modellierungsschritte und die dabei gemachten Annahmen werden dann im folgenden Abschnitt C.IV. behandelt.

Im IED-Modell wird ein Konsument ein Produkt nur dann kaufen, wenn seine maximale Zahlungsbereitschaft  $z$  größer als der Produktpreis  $P$  ist. Die Differenz zwischen der maximalen Zahlungsbereitschaft und dem Preis wird als Nettonutzen  $u$  bezeichnet. Sind mehrere Produkte auf dem Markt vertreten, muss zusätzlich der Nettonutzen dieses Produktes größer als für alle anderen Produktalternativen sein.

Sind die Zahlungsbereitschaften der Konsumenten heterogen, so müssen die Nettonutzen ebenfalls als heterogen betrachtet werden. Dies wird mittels einer Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(u)$  über dem Nettonutzen modelliert. Diese Wahrscheinlichkeitsdichte gilt nicht für einen einzelnen Konsumenten, sondern für alle Konsumenten, d.h. für den Gesamtmarkt. Der Anteil der Konsumenten, deren Nettonutzen positiv ist, wird im Weiteren als der Anteil der potentiellen Konsumenten bezeichnet. In Abbildung C-1 ist dieser Anteil als graue Fläche markiert. Aus dem Anteil der potentiellen Konsumenten können dann die Absatzzahlen berechnet werden.

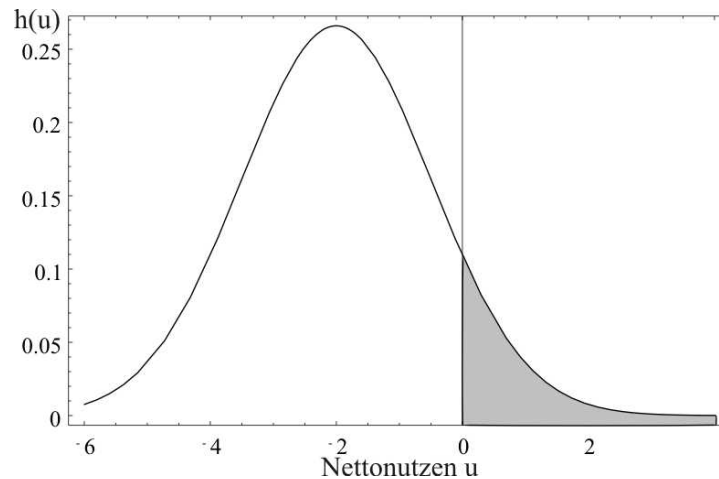


Abbildung C-1 Potentielle Konsumenten.

Im IED-Modell kann ein Konsument eine Innovation erst dann übernehmen, wenn er über eine Erwerbsgelegenheit verfügt. Hierfür muss ein Konsument zum einen wissen, dass das Produkt existiert, zum anderen muss der Konsument eine Möglichkeit haben, das Produkt in einer Verkaufsstätte zu kaufen. Der Anteil solcher Konsumenten wird im Folgenden als Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit bezeichnet. Mathematisch wird dieser Anteil wie folgt berechnet:

$$\text{Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit} = \text{Anteil der Konsumenten mit Produktwissen} \times \text{Anteil der Konsumenten mit physischer Erwerbsgelegenheit}$$

Es wird hier angenommen, dass die Wahrscheinlichkeiten, über ein Produkt informiert zu sein und über seine physische Erwerbsgelegenheit zu verfügen, unabhängig<sup>13</sup> sind. Im IED-Modell werden jedoch die Konsumenten im Hinblick auf die Wahrscheinlichkeiten, über Produktwissen und physische Erwerbsgelegenheit zu verfügen, vereinfacht als homogen<sup>14</sup> behandelt.

<sup>13</sup> Im mathematischen Sinne heißen zwei (zufällige) Ereignisse A und B des Ereignisfeldes  $\Omega$  einer Wahrscheinlichkeitsalgebra  $[\Omega, P]$  (voneinander) unabhängig, wenn gilt:  $P(A \cap B) = P(A)P(B)$ .

<sup>14</sup> Diese Annahme berücksichtigt weder die räumliche Komponente des Innovationendifusionsprozesses, noch die individuellen Eigenschaften des Konsumenten. Es existiert z.B. für jeden Konsumenten eine Schwellenentfernung, d.h. es gibt eine maximale Entfernung, die ein Konsument bereit ist, für den Produkterwerb zu überwinden. Wird eine Innovation bloß in einem Geschäft in Deutschland verkauft, ist nicht jeder Konsument bereit, diese Entfernung zu überwinden. Die Größe dieser Schwellenentfernung hängt sicherlich vom Konsumenten selbst und seinem Involvement ab.

Zusätzlich werden im IED-Modell die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Konsument zum Anteil der potentiellen Konsumenten und zum Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit gehört, als unabhängig voneinander betrachtet. Diese Annahme weicht stark von der Realität ab: Beispielweise informiert sich ein technikbegeisterter Konsument mit entsprechend höherer Zahlungsbereitschaft im Gegensatz zu einem nicht technikbegeisterten Konsumenten öfter über technische Neuprodukte. Da die Berücksichtigung solcher Abhängigkeiten zu Verkomplizierung von Modellen und zu statistischen Problemen wie Multikollinearität führt, wird die Unabhängigkeitsannahme oft in Marketingmodellen getroffen (z.B. Dodson/Muller 1978, Kalish 1985). Diese Annahme wird auf ihre Robustheit gegenüber ihre mögliche Verletzung im Abschnitt C.IV.3 getestet. Graphisch kann die Kaufwahrscheinlichkeit am Einproduktmarkt wie folgt dargestellt werden:

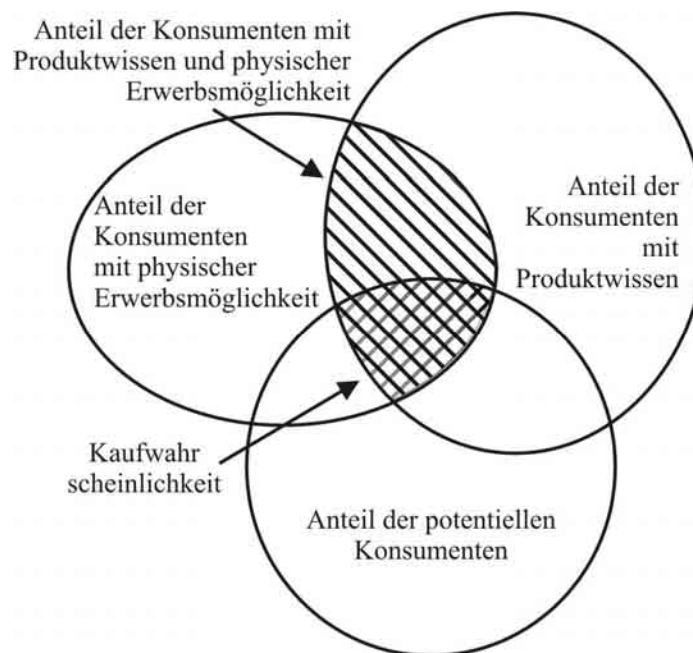


Abbildung C-2 Bestimmung der Kaufwahrscheinlichkeit am Einproduktmarkt.

In diesem Fall kann die mathematische Form des IED-Modells, z.B. für den Einproduktmarkt, wie folgt skizziert werden:

$$\text{Kaufwahrscheinlichkeit} = \frac{\text{Anteil der potentiellen Konsumenten}}{\text{Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit}}$$

Während des Adoptionsprozesses wird ein Konsument im IED-Modell durch interpersonelle Kommunikation und Marketing-Mix-Variablen (Preis, Werbung, Distribution) beeinflusst. Die interpersonelle Kommunikation kann sowohl auf die Zahlungsbereitschaft und somit auf den Anteil der potentiellen Konsumenten, als auch auf den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit Einfluss nehmen. Der Produktpreis wird direkt in das Konsumentenentscheidungskalkül einbezogen und bestimmt somit den Nettonutzen. Die Werbung sowie das Distributionssystem determinieren den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit. Schematisch wird das IED-Modell in Abbildung C-3 dargestellt.

Um eine explizite Form des IED-Modells zu erhalten, sind Annahmen bezüglich der Erwerbsgelegenheit und des Nettonutzens erforderlich. Diese werden im Abschnitt C.IV. ausführlich behandelt. Im Folgenden soll zunächst detaillierter auf die einzelnen Grundelemente des IED-Modells eingegangen werden.

### **III.1. Individueller Entscheidungsprozess im IED-Modell**

#### **a) Notwendige Kaufbedingung**

Bei der Kaufentscheidung vergleicht ein Konsument seine Zahlungsbereitschaft für ein Produkt mit dem Produktpreis. Dabei ist es für einen Produktkauf im IED-Modell notwendig, dass die Zahlungsbereitschaft  $z_i$  eines Konsumenten für das Produkt  $i$  größer ist als der Produktpreis  $P_i$ :

$$(C-1) \quad z_i > P_i,$$

bzw., dass der Nettonutzen  $u_i$  des Produkts  $i$  für den Konsumenten positiv ist:

$$(C-2) \quad u_i > 0,$$

wobei der Nettonutzen  $u_i$  als Differenz zwischen der Zahlungsbereitschaft und dem Preis definiert ist:

(C-3)

$$u_i = z_i - P_i.$$

Es wird also angenommen, dass der Konsument den Produktpreis direkt in seinen Entscheidungsprozess einfließen lässt. Eine ähnliche Annahme wird in vielen Marketingmodellen getroffen (z.B. Kalish 1985, Assunção/Meyer 1993).

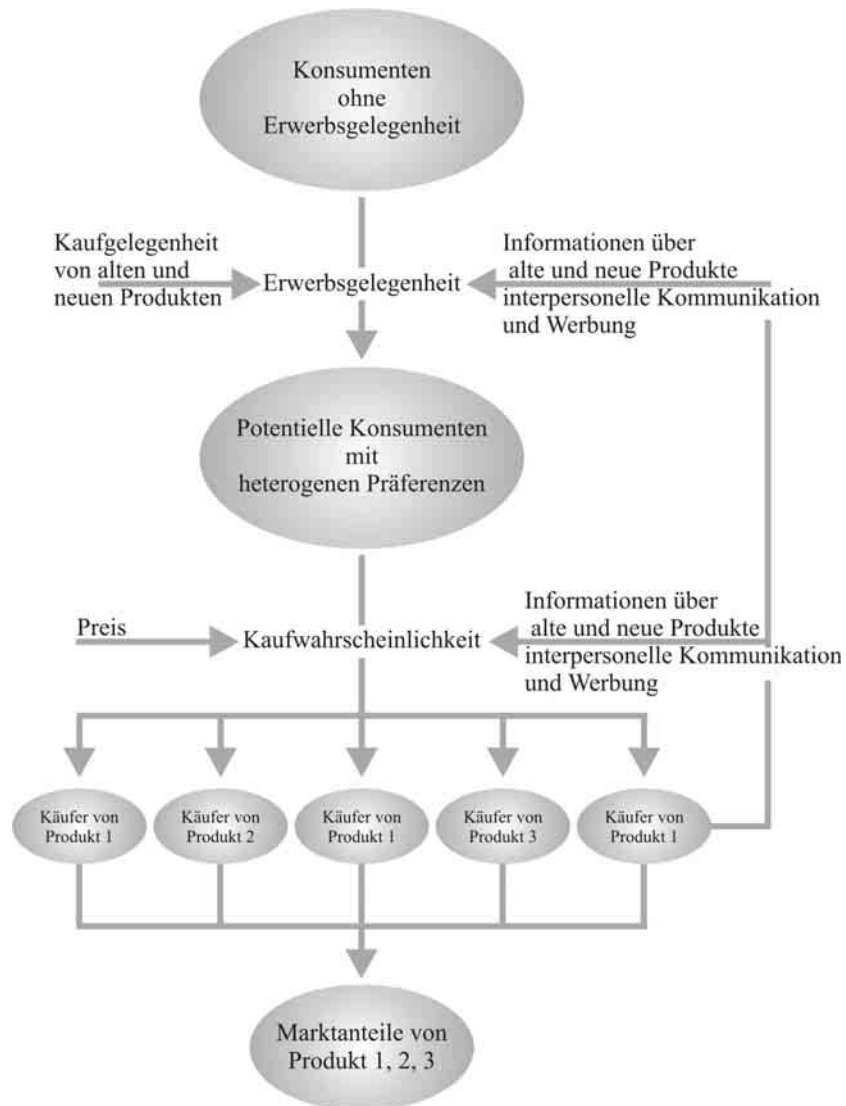


Abbildung C-3 Die schematische Darstellung des IED-Modells.

### b) Hinreichende Kaufbedingung

Sind mehrere Produktalternativen am Markt vorhanden, zieht ein Konsument bei einer Kaufentscheidung diese Produktalternativen und die Nicht-Kauf-Alternative in Betracht. Die Nicht-Kauf-Alternative bedeutet, dass der Konsument keine der am Markt vorhandenen Produktalternativen mag und damit auf den Kauf verzichtet.

Damit ein Konsument  $j$  eine bestimmte Alternative  $i$  auswählt, ist es hinreichend, dass die Alternative den *größten positiven* Nettonutzen hat. Bezeichnet die Variable  $K_{ij} \in \{0, 1\}$  die Kaufentscheidung (Nicht-Kauf=0, Kauf von Produkt  $i=1$ ) und sind am Markt  $n$  Produkte etabliert, dann kann der Wahlprozess mathematisch wie folgt abgebildet werden:

$$(C-4) \quad K_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{falls } \max\{U_j\} \leq 0 \\ 1, & \text{falls } u_{ij} > 0 \text{ und } u_{ij} = \max\{U_j\} \end{cases}$$

wobei  $U_j$  ein Vektor über die Nettonutzen des Konsumenten  $j$  für die ihm bekannten Produktalternativen ist.

Bei der hinreichenden Kaufbedingung wird also davon ausgegangen, dass ein Konsument insofern rational ist, als dass er jedem Produkt einen Nettonutzen zuordnen kann und dasjenige auswählt, welches seinen Nutzen maximiert.

## III.2. Anteil der potentiellen Konsumenten

Am Markt agieren mehrere Konsumenten. Jeder Konsument maximiert seinen eigenen Nutzen. Dabei sind die Konsumenten heterogen in Bezug auf ihre Zahlungsbereitschaften. Dies wird im IED-Modell durch eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $f$  über die Zahlungsbereitschaften  $z$  abgebildet. Der Anteil der potentiellen Konsumenten  $a_{kw}$  ergibt sich dann aus dem Integral:

$$(C-5) \quad a_{kw} = \int_P^c f(z) du,$$

wobei  $f$  auf dem Intervall  $[b, c]$  definiert ist und  $P$  den Produktpreis angibt. Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion über die Zahlungsbereitschaften  $f$  kann durch die Dichte  $h$  über den Nettonutzen  $u$  ersetzt werden, so dass gilt:

$$(C-6) \quad a_{kw} = \int_0^{c-P} h(u) du.$$

Die Anzahl der potentiellen Konsumenten  $S_{kw}$  ist dann gleich:

$$(C-7) \quad S_{kw} = m \cdot a_{kw},$$

wobei  $m$  die Marktgröße ist.

Wie bereits erwähnt, vergleicht ein Konsument bei Mehrproduktmärkten die Produktalternativen miteinander und sucht die Alternative mit dem maximalen Nutzen aus. Der Anteil der Konsumenten, die dann das Produkt  $i$  kaufen würden, wird hier als ein Anteil der potentiellen Konsumenten der Produktalternative  $i$  aus dem Produktangebot  $I$  bezeichnet. Dieser Anteil ist gleich dem folgenden Ausdruck:

$$(C-8) \quad a_{i,kw} = P(u_i > 0, u_i = \max\{U\}) = \int_0^{c_i} \int_{b_i}^{u_i} \dots \int_{b_{i-1}}^{u_{i-1}} \int_{b_{i+1}}^{u_{i+1}} \dots \int_{b_n}^{u_n} h(U) du_n \dots du_{i-1} du_{i+1} \dots du_1 du_i,$$

wobei  $h$  die gemeinsame Dichtefunktion über den Nettonutzen  $U = (u_i, u_l, \dots, u_{i-1}, u_{i+1}, \dots, u_n)$  der am Markt etablierten Produkte bezeichnet. Die Dichtefunktion  $h$  ist auf  $[B, C]$  definiert:

$$[B, C] = [b_i, c_i] \times [b_l, c_l] \times \dots \times [b_{i-1}, c_{i-1}] \times [b_{i+1}, c_{i+1}] \times \dots \times [b_n, c_n].$$

Das Integral (C-8) bezeichnet somit den Anteil der Konsumenten, für welche der Nettonutzen des Produktes  $i$  positiv und gleichzeitig größer als für die anderen Produktalternativen ist. Bei der Berechnung der Anzahl der potentiellen Konsumenten des Produktes  $i$  wird die Gleichung (C-7) mit dem Index  $i$  erweitert:

$$(C-9) \quad S_{i,kw} = m a_{i,kw}.$$



### III.3. Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit und Kaufwahrscheinlichkeit

Die Formeln (C-6) und (C-8) bilden mathematisch den Anteil der potentiellen Konsumenten ab. Die Kaufwahrscheinlichkeit wird jedoch durch zwei Größen bestimmt: Anteil der potentiellen Konsumenten und Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit.

Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Konsument über Produktwissen und eine physische Erwerbsgelegenheit für das Produkt  $i$  verfügt, wird als Wahrscheinlichkeit der Erwerbsgelegenheit oder als Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q_i$  bezeichnet. Es wird angenommen, dass alle Konsumenten am Markt in Bezug auf die Wahrscheinlichkeit der Erwerbsgelegenheit homogen sind. Darüber hinaus wird angenommen, dass diese Wahrscheinlichkeit vom Anteil der potentiellen Konsumenten unabhängig ist.

Ist nur ein einziges Produkt am Markt etabliert<sup>15</sup>, muss der Anteil der potentiellen Konsumenten  $a_{wk}$  mit dem Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q$  multipliziert werden. Die Kaufwahrscheinlichkeit  $a_i$  des Produktes  $i$  ergibt sich damit aus der folgenden Gleichung:

$$(C-10) \quad a_{pk} = q \int_0^c h(u) du .$$

Sind mehrere Produkte am Markt etabliert, ist die Kaufwahrscheinlichkeit für die Produktalternative  $i$  gleich dem folgenden Ausdruck:

---

<sup>15</sup> Monopolmarkt.

$$\begin{aligned}
a_i = P(u_i > 0 \cap u_i = \max\{U\}, Q) = \\
q_i \int_0^{c_i} h(u_i) \left( 1 - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n q_j \int_{u_i}^{c_j} h(u_j | u_i) du_j + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{k=i+1 \\ k \neq i}}^n q_j q_k \int_{u_i}^{c_k} \int_{u_i}^{c_j} h(u_j, u_k | u_i) du_k du_j \right. \\
(C-11) \quad \left. - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-2} \sum_{\substack{k=j+1 \\ k \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{m=k+1 \\ m \neq i}}^n q_j q_k q_m \int_{u_i}^{c_j} \int_{u_i}^{c_k} \int_{u_i}^{c_m} h(u_j, u_k, u_m | u_i) du_m du_k du_j \right. \\
\left. + \dots (-1)^{n-1} \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n q_i \cdot \int_{u_k}^{c_1} \dots \int_{u_k}^{c_{n-1}} \int_{u_k}^{c_n} h(u_1, u_2, \dots, u_n | u_i) du_n, du_{n-1}, \dots, du_1 \right)
\end{aligned}$$

wobei  $q_i$  der Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit für Produkt  $i$  ist. Die genaue Herleitung dieser Formel ist im Anhang I dargestellt. Die Absatzmenge bzw. die Anzahl der Konsumenten  $S_i$ , die das Produkt  $i$  kaufen, entspricht dem folgenden Ausdruck:

$$(C-12) \quad S_i = m \cdot a_i.$$

### III.4. Zeitliche Entwicklung des Anteils der potentiellen Konsumenten und der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit

In diesem Abschnitt wird der bisherige Ansatz zu einem dynamischen Modell erweitert. Die Änderungen über die Zeit werden dabei (1) durch die Änderungen des Nettonutzens und (2) durch die Änderungen des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit abgebildet. In Tabelle C-1 sind die möglichen Gründe dieser Änderungen dargelegt.

	Quellen der Änderungen der Kaufwahrscheinlichkeit
<b>Nettonutzen</b>	Änderungen in der Preispolitik (Abschnitt C.IV.1.a) Änderungen durch einen Produktkauf (Abschnitt C.IV.1.d) Änderungen in Produktwahrnehmungen durch Informationszufluss (interpersonelle Kommunikation) (Abschnitt C.IV.1.e)
<b>Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit</b>	Änderungen von Awareness der Konsumenten durch Werbung, Promotionsmaßnahmen und interpersonelle Kommunikation (Abschnitt C.IV.2.a) Änderungen des Anteils der Konsumenten mit physischer Erwerbsgelegenheit durch Änderung der Zahl von Verkaufsstellen (Abschnitt C.IV.2.b)

Tabelle C-1 Quellen der Änderungen der Kaufwahrscheinlichkeit.

Im IED-Modell wird die dynamische Entwicklung dadurch abgebildet, dass die statischen Werte für den Nettonutzen  $h$  und den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q$  in Gleichung (C-11) durch zeitlich variable Größen  $h=h(U(t))$  und  $q=q(t)$  ersetzt werden:

$$(C-13) \quad \begin{aligned} a_i(t) &= P(u_i(t) > 0, u_i(t) = \max\{U(t)\}, Q(t)) = q_i(t) \int_0^{c_i} h(u_i(t)) \\ &\left( 1 - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n q_j(t) \int_{u_i}^{c_j} h(u_j(t) | u_i(t)) du_j + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{k=i+1 \\ k \neq i}}^n q_j(t) q_k(t) \int_{u_i}^{c_j} \int_{u_i}^{c_k} h(u_j(t), u_k(t) | u_i(t)) du_k du_j \right. \\ &- \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-2} \sum_{\substack{k=j+1 \\ k \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{m=k+1 \\ m \neq i}}^n q_j(t) q_k(t) q_m(t) \int_{u_i}^{c_j} \int_{u_i}^{c_k} \int_{u_i}^{c_m} h(u_j(t), u_k(t), u_m(t) | u_i(t)) du_m du_k du_j \\ &\left. + \dots (-1)^{n-1} \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n q_j(t) \cdot \int_{u_i}^{c_1} \dots \int_{u_i}^{c_{n-1}} \int_{u_i}^{c_n} h(u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t) | u_i(t)) du_n, du_{n-1}, \dots, du_1 \right) du_i \end{aligned}$$

Dabei ist die Absatzmenge  $S_i(t)$  des Produktes  $i$  in  $t$  gleich dem folgenden Ausdruck:

$$(C-14) \quad S_i(t) = m \cdot a_i(t).$$

Die kumulierte Verkaufszahl  $Y_i(t)$  des Produktes  $i$  in  $t$  ist gleich dem folgenden Integral:

$$(C-15) \quad Y_i(t) = \int_0^t S_i(t) dt.$$

### III.5. Grundstruktur des IED-Modells: Zusammenfassung

Das IED-Modell setzt sich aus zwei Komponenten zusammen: der Dichtefunktion über den Nettonutzen  $h(U(t))$  und dem Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q_i(t)$ .

Anhand der Dichtefunktion über den Nettonutzen wird abgebildet, wie ein Konsument entscheidet, d.h. ob und welches Produkt er kaufen wird. Da diese Entscheidung auf dem Nettonutzen beruht, spielen der Preis des Produktes und die persönliche Wahrnehmung des Konsumenten eine entscheidende Rolle.

Der Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit zeigt in erster Linie, wie viele Konsumenten ein Produkt bei der Kaufentscheidung überhaupt in Betracht ziehen könnten. Durch diesen Anteil wird abgebildet, welche Kaufmöglichkeiten die Konsumenten haben, und ob sie über das Produkt informiert sind. Beide Komponenten können im IED-Modell als zeitabhängig behandelt werden. Dies ermöglicht eine dynamische (zeitabhängige) Marktprognose.

Mit diesem neuen Modellierungsansatz kann eine relativ breite Palette von Innovationsdiffusionsprozessen (auf Monopol- und Mehrproduktmärkten, für lang- und kurzlebige Güter) abgebildet werden. Die allgemeine Form des IED-Modells (C-13) erscheint zwar zunächst recht kompliziert, jedoch vereinfacht sie sich oft, wenn bestimmte Annahmen bezüglich der Dichtefunktion des Nettonutzens  $h(U(t))$  und des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q_i(t)$  getroffen werden. Ist z.B. bekannt, dass die Zahlungsbereitschaften der Konsumenten für den zu untersuchenden Markt unabhängig und extremwertverteilt sind (für Details siehe Abschnitt C.IV.1.c), kann diese Verteilungsform im IED-Modell verwendet werden. Es ergibt sich eine explizite und überschaubare Lösung, welche die praktische Anwendung des IED-Modells ermöglicht. Auch wenn z.B. bekannt ist, dass interpersonelle Kommunikation für eine bestimmte Innovation keinen bedeutenden Einfluss hat, kann dies im IED-Modell durch die Wahl einer entsprechenden Funktion des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit berücksichtigt werden.

Dadurch, dass es im Allgemeinen möglich ist, verschiedene Annahmen über Zahlungsbereitschaften und den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit zu treffen, ist es nicht nötig, eine allgemein gültige, explizite Lösung des IED-Modells zu entwickeln. Stattdessen kann, je nach dem welche Marktsituation untersucht wird, eine explizite Lösung des IED-Modells erstellt werden.

Ziel dieser Arbeit ist es, den neuen Modellierungsansatz des IED-Modells darzustellen, die möglichen Modellannahmen zu diskutieren sowie die Anwendbarkeit des IED-Modells zu analysieren. Im folgenden Abschnitt werden diese Annahmen behandelt.

## IV. Spezifikation des IED-Modells über Annahmen: Möglichkeiten und Grenzen

In diesem Abschnitt werden verschiedene explizite Annahmen bezüglich des Nettonutzens und des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit genauer erläutert. Daher wird dieser Abschnitt in zwei Teile untergliedert: Im ersten Teil werden verschiedene Annahmen bezüglich der Zahlungsbereitschaft und dementsprechend des Nettonutzens behandelt. Im zweiten Teil wird betrachtet, in welcher Form die zeitliche Veränderung des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit behandelt werden kann. Dabei wird nicht beabsichtigt, für jede Fragestellung eine „allgemein gültige“ Annahme zu finden, denn jede Annahme ist eine Vereinfachung der Realität. In Abhängigkeit davon, welche Marktsituation vorliegt, kann die eine oder andere Annahme besser sein. Für jeweils spezifische Voraussetzungen wird dann die explizite Form des IED-Modells abgeleitet und im Anschluss diskutiert, inwiefern das Modell unter dieser Annahme anwendbar ist. Bei der Herleitung einer expliziten Form des IED-Modells wird immer eine geschlossene Lösung<sup>16</sup> angestrebt, zum einen weil solche Modelle in Bezug auf die Zusammenhänge zwischen Variablen, Parametern und Neuproduktabsätzen leicht interpretierbar sind (Bass et al. 2000), zum anderen weil nur in diesem Fall die Standardmethoden wie  $R^2$  oder Maximum-Likelihood für die Schätzung des IED-Modells anwendbar sind.

### IV.1. Zahlungsbereitschaften und Nettonutzen

#### a) Preis und Nettonutzen

Wie in Abschnitt C.III. dargestellt, trifft ein Konsument im IED-Modell eine Adoptionsentscheidung aufgrund des Nettonutzenvergleiches aller Produkte aus einer Kategorie. Der Nettonutzen eines Produktes  $i$  des Konsumenten  $j$  ist die Differenz zwischen der Konsumentenzahlungsbereitschaft  $z_{ij}$  und dem Produktpreis  $P_i$ :

---

<sup>16</sup> Eine Gleichung hat eine geschlossene Form dann und nur dann, wenn mindestens eine Lösung dieser Gleichung analytisch mittels bekannten Operatoren ausgedrückt werden kann.

$$(C-16) \quad u_{ij} = z_{ij} - P_j.$$

Der Konsument kauft das Produkt aus einer Kategorie, welches den größten positiven Nettonutzen hat. Sind die Nettonutzen aller Produkte negativ, kauft der Konsument keines der Produkte. Gemäß Gleichung (C-16) ist der Nettonutzen eine lineare Funktion des Preises, d.h. der Konsument lässt den Produktpreis direkt in sein Entscheidungskalkül einfließen. Diese Art der Modellierung ist in der Marketingforschung verbreitet (z.B. Assunção/Meyer 1993). Wächst der Preis  $P$  für ein Produkt, sinkt der Nettonutzen  $u$  dieses Produktes und umgekehrt. Auf der aggregierten Ebene wird die Preisänderung durch die Verschiebung der Dichtefunktion über den Nettonutzen  $h(u)$  abgebildet. Bei der Preiserhöhung verschiebt sich die Dichtefunktion zu höheren Werten und der Anteil der zahlungsbereiten Konsumenten sinkt. Wird der Preis dagegen gesenkt, so steigt der Anteil der zahlungsbereiten Konsumenten. Die Varianz und die Form der Dichtefunktion bleiben gleich und der Mittelwert der Dichtefunktion  $\mu$  ändert sich um den Wert der Preisänderung  $\Delta P$  (siehe Abbildung C-4):

$$(C-17) \quad \mu_{neu} = \mu_{alt} + \Delta P.$$

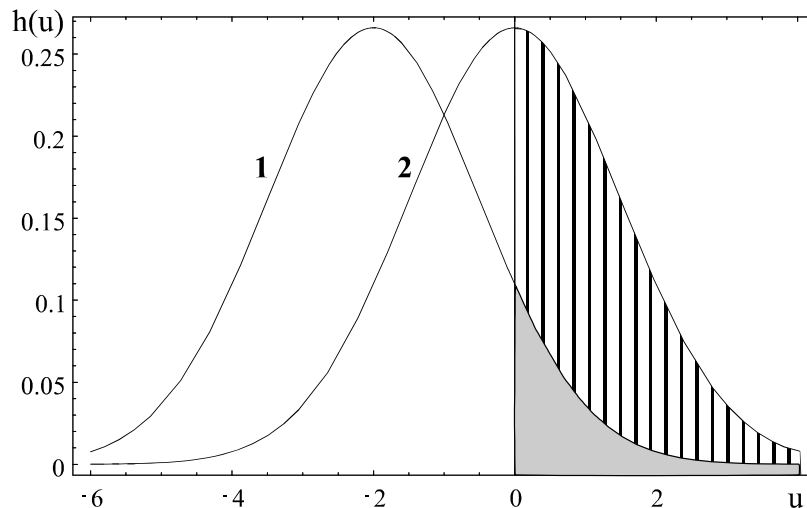


Abbildung C-4 Verteilungen des Nettonutzens eines Produktes in der Population: In beiden Fällen sind die Zahlungsbereitschaften normalverteilt mit dem Mittelwert 3 und der Varianz 2,25. Der Produktpreis beträgt im ersten Fall 5, im zweiten 3, dementsprechend ist der Mittelwert des Nettonutzens im ersten Fall  $-2$  und im zweiten Fall  $=0$ . Der Anteil der Konsumenten mit einem positiven Nutzen ist jeweils gekennzeichnet.

### b) Deterministische vs. stochastische maximale Zahlungsbereitschaften

Die individuellen maximalen Zahlungsbereitschaften können als stochastische oder deterministische Größen angesehen werden. In der bisherigen Formulierung (C-13) wurde angenommen, dass ein einzelner Konsument eine feste Zahlungsbereitschaft hat, d.h. die Zahlungsbereitschaft wurde deterministisch behandelt. Eine stochastische Zahlungsbereitschaft bedeutet, dass der Konsument nicht immer die gleiche Zahlungsbereitschaft für ein Produkt hat, sondern dass die Zahlungsbereitschaft um einen fixen Wert, genannt wahre Zahlungsbereitschaft  $z_i$ , variiert. Durch die Berücksichtigung dieser stochastischen Schwankungen ändern sich die Formulierungen für die notwendigen und hinreichenden Kaufbedingungen. Für die notwendige Kaufbedingung gilt somit:

$$(C-18) \quad z_i + \varepsilon_i > P_i,$$

$$(C-19) \quad u_i + \varepsilon_i > 0,$$

wobei  $u_i$  der wahre Nettonutzen von Produkt  $i$  für einen Konsumenten und  $\varepsilon_i$  eine Zufallsgröße mit dem Mittelwert  $\mu$  und der Varianz  $\sigma^2$  ist. Die hinreichende Kaufbedingung kann damit wie folgt formuliert werden:

$$(C-20) \quad K_i = \begin{cases} 0, & \text{falls } \max\{U_j + E_j\} \leq 0 \\ 1 & \text{falls } u_{ij} + \varepsilon_{ij} > 0 \text{ und } u_{ij} + \varepsilon_{ij} = \max\{U_j + E_j\}. \end{cases}$$

Da die Kaufentscheidung nicht mehr deterministisch, sondern stochastisch ist, kann nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit vorhergesagt werden, welches der Produkte ein bestimmter Konsument übernimmt. Die Wahrscheinlichkeit einer individuellen Kaufentscheidung hängt von der Größe des wahren Nettonutzens  $u_i$  und vom Fehlerterm  $\varepsilon_i$  ab.

Definiert man den Vektor des wahren Nettonutzens eines Konsumenten  $j$  für  $n$  Produkte  $U_j = (u_{ij}, u_{1j}, \dots, u_{i-1j}, u_{i+1j}, \dots, u_{nj})$  und den Vektor der Zufallsgrößen,  $E = (\varepsilon_{ij}, \varepsilon_{1j}, \dots, \varepsilon_{i-1j}, \varepsilon_{i+1j}, \dots, \varepsilon_{nj})$ , dann ergibt sich formal:

$$(C-21) \quad \Pr_{ij} = \Pr(u_{ij} + \varepsilon_{ij} = \max\{U\} \cap u_{ij} + \varepsilon_{ij} > 0, i \in I, j \in J),$$

wobei  $Pr_j$  die Wahrscheinlichkeit einer individuellen Kaufentscheidung des Produkts  $i$  eines Konsumenten  $j$  ist.

Das Ziel des IED-Modells ist jedoch nicht, eine Wahrscheinlichkeit der individuellen Kaufentscheidung, sondern eine aggregierte Kaufwahrscheinlichkeit für den Markt zu prognostizieren. Wie bereits erklärt, werden im IED-Modell die Konsumentenpräferenzen anhand der Dichtefunktion  $h(U)$  abgebildet. Dabei bildet  $U$  die Zahlungsbereitschaften vieler Konsumenten ab. Bei der Bestimmung der Dichtefunktion kann jedoch nicht zwischen Schwankungen unterschieden werden, die durch die Unschärfe der individuellen Wahrnehmung und Bewertung des Produkts oder durch Messfehler entstehen (Roberts/Urban 1988, Kaas/Ruprecht 2003), demzufolge beinhaltet die Dichtefunktion  $h(U)$  bereits zufällige Schwankungen. Daher ändert sich für das IED-Modell (C-13) durch die Berücksichtigung des Konzepts des zufälligen individuellen Nutzens nichts. Das IED-Modell ist somit für die Annahme deterministischer und stochastischer maximaler Zahlungsbereitschaften in der gleichen Form anwendbar.

### c) Verteilung der Zahlungsbereitschaft in der Bevölkerung

In der allgemeinen Form des IED-Modells (C-13) wird die Heterogenität der Konsumenten bzgl. ihrer Zahlungsbereitschaften mit der gemeinsamen Dichtefunktion  $h(U)$  abgebildet. Um eine explizite Form des IED-Modells zu bestimmen, ist eine Annahme über die Verteilungsform der Zahlungsbereitschaften und des Nettonutzens erforderlich. Bei der Auswahl der Verteilungsform werden zwei Kriterien angewendet. Zum einen muss die Funktionsform  $h(U)$  eine geschlossene Lösung des IED-Modells ermöglichen. Über die Dichtefunktion  $h(U)$  wird im IED-Modell ein Integral gebildet. Eine geschlossene Lösung ergibt sich nur dann, wenn dieses Integral lösbar ist. Verfügt das Integral über keine geschlossene Lösung, ist die Schätzung des IED-Modells mit Absatzdaten anhand von Standardmethoden wie  $R^2$  oder Maximum-Likelihood nicht möglich.

Das zweite Kriterium betrifft das Intervall  $[B, C] = [b_i, c_i] \times [b_1, c_1] \times \dots \times [b_{i-1}, c_{i-1}] \times [b_{i+1}, c_{i+1}] \times \dots \times [b_n, c_n]$ , auf welchem die Dichtefunktion  $h$  definiert ist. Da die Wahrscheinlichkeitsdichte  $h$  in der allgemeinen Version des IED-Modells (C-13) in einem verschachtelten Integral verwendet wird, können einige Komplikationen beim



Integrieren auftreten. Eine geschlossene Lösung des IED-Modells kann oft nicht erstellt werden. Es ist daher erwünscht, dass die Wahrscheinlichkeitsdichte des Nettoutzens für jedes Produkt am Markt auf dem gleichen Intervall definiert ist, d.h.  $b_i = b_1 = \dots = b_{i-1} = b_{i+1} = \dots = b_n$  und  $c_i = c_1 = \dots = c_{i-1} = c_{i+1} = \dots = c_n$ . Da sich die Preise für verschiedene Produkte unabhängig voneinander ändern, ist es kaum möglich, das zweite Kriterium einzuhalten. Eine mögliche Lösung liegt vor, wenn die Dichtefunktion  $h$  auf allen Dimensionen von  $-\infty$  bis  $+\infty$  definiert ist. In diesem Fall verursachen Preisänderungen keine Probleme.

Die Zahlungsbereitschaften werden zunächst als voneinander abhängige Größen behandelt. Eine der am meisten verwendeten Verteilungsformen ist die Normalverteilung (Wenzel 1969). Für das Integral über die Normalverteilung, wie es im IED-Modell benötigt wird, gibt es jedoch keine geschlossene Lösung. Das IED-Modell bleibt deswegen sehr kompliziert und kaum anwendbar.

Wenn die Zahlungsbereitschaften jedoch als unabhängig behandelt werden können, gibt es einige Verteilungsformen, die eine geschlossene Form des IED-Modells ermöglichen. Einige dieser Fälle werden im Folgenden behandelt.

Durch die Unabhängigkeitsannahme wird die allgemeine Form des IED-Modells wesentlich vereinfacht:

$$(C-22) \quad a_i(t) = q_i(t) \int_0^{c_i} h_i(u_i(t)) \prod_{j \neq i}^J \left( 1 - q_j(t) \int_{u_i}^{c_j} h(u_j(t)) du_j(t) \right) du_i(t),$$

wobei  $h(U(t)) = \prod_{i=1}^n h_i(u_i(t))$  und  $n$  die Anzahl der Produktalternativen am Markt ist (für eine detaillierte, mathematische Ausführung siehe Anhang II).

Mit  $1 - H_j(u_i) = \int_{u_i}^{\infty} h_j(u_j) du_j$  gilt:

$$(C-23) \quad a_i(t) = q_i(t) \int_0^{c_i} h_i(u_i(t)) \prod_{j \neq i}^J \left( 1 - q_j(t) (1 - H_j(u_i(t))) \right) du_i(t).$$

Die genaue Form der Verteilung der Zahlungsbereitschaften hängt von verschiedenen Faktoren, wie z.B. Produkttyp, Verteilung des Einkommens in der Bevölkerung, etc., ab. In den folgenden Abschnitten werden daher einige weit verbreitete Vertei-

lungsformen für die Zahlungsbereitschaft  $h_i(u_i)$  behandelt und explizite Formen des IED-Modells hergeleitet.

Die Annahme der Unabhängigkeit der Zahlungsbereitschaften ist etwas kritisch, denn ein Motorradfahrer hat z.B. grundsätzlich für alle Marken von Motorrädern eine größere Zahlungsbereitschaft als Nicht-Motorradfahrer, daher wird das IED-Modell und dessen Robustheit gegen diese Annahme in einer Simulationsstudie getestet (siehe Abschnitt C.IV.3).

### ***Extremwertverteilung***

Die Extremwertverteilung genügt den beiden oben genannten Kriterien: Sie ist von  $-\infty$  bis  $+\infty$  definiert. Darüber hinaus ermöglicht sie unter bestimmten Annahmen eine geschlossene Lösung des IED-Modells. Sie hat eine Glockenform (siehe Abbildung C-5), die der Normalverteilungsform ähnlich ist. Die Extremwertverteilung und -dichtefunktion sind mathematisch wie folgt definiert:

$$(C-24) \quad H(u) = e^{-\text{Exp}(b(u-l))},$$

$$(C-25) \quad h(u) = be^{b(u-l) - \text{Exp}(b(u-l))},$$

wobei  $b$  und  $l$  Verteilungsparameter sind und der Zufallswert  $u$  auf dem Intervall  $(-\infty, +\infty)$  definiert ist.

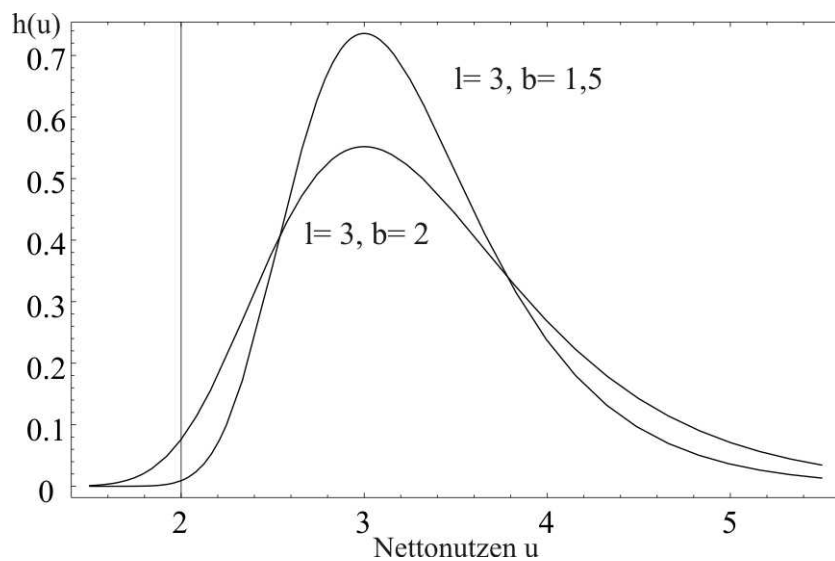


Abbildung C-5 Extremwertdichtefunktion (für verschiedene Parameterwerte).

Die Wahrscheinlichkeitsdichte und –verteilung des Nettonutzens können mit der Extremwertverteilung auf folgende Weise dargestellt werden:

$$(C-26) \quad h(u) = be^{-Exp(-b(u-l+P)) - b(u-l+P)},$$

$$(C-27) \quad H(u) = e^{-Exp(-b(u-l+P))}.$$

wobei  $P$  der Preis des Produktes ist. Der Mittelwert und die Varianz dieser Verteilung entsprechen dabei:

$$(C-28) \quad \mu = l - P + \frac{\Gamma'(1)}{b},$$

$$(C-29) \quad \sigma^2 = \frac{\pi^2}{6b^2},$$

wobei  $\Gamma'(1)$  die erste Ableitung der Gamma-Funktion mit dem Freiheitsgrad  $1$  ist (Lilien/Kotler/Moorthy 1992).

#### *Monopolmarkt*

Ist nur ein Produkt am Markt vorhanden, hat die Kaufwahrscheinlichkeit dieses Produktes im IED-Modell folgende Form:

$$(C-30) \quad a(t) = q(t)(1 - H(0)) = q(t)\left(1 - e^{-Exp(b(l-P(t)))}\right),$$

wobei  $P(t)$  der Preis des Produktes im Zeitpunkt  $t$  ist.

#### *Mehrproduktmarkt*

Sind mehrere Produkte am Markt etabliert ( $n \geq 2$ ), müssen die Konsumentenpräferenzen für diese Produkte berücksichtigt werden. Ist der Parameter  $b$  für alle Produkte gleich, besitzt das IED-Modell eine geschlossene Form.

Wenn alle am Markt vorhandenen Produkte allen Konsumenten bekannt und zugänglich sind, dann ist die Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt  $i$  im IED-Modell gleich dem folgenden Ausdruck:

$$(C-31) \quad a_i(t) = \int_0^\infty h_i(u_i) \prod_{j=1}^n H_j(u_i) du_i = \frac{e^{b(l_i - P_i(t))} \left( 1 - e^{-\sum_{j=1}^n \text{Exp}(b(l_i - P_i(t)))} \right)}{\sum_{j=1}^n e^{b(l_i - P_i(t))}}.$$

Sind nicht alle Produkte allen Konsumenten bekannt, so muss die Funktion des Anteils der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit bei allen Produkten berücksichtigt werden. Dabei ist eine geschlossene Lösung der Gleichung (C-23) möglich. Exemplarisch wird die Lösung für den Zweiproduktmarkt gezeigt:

$$(C-32) \quad a_1(t) = q_1(t) \left( (1 - q_2(t)) \left( 1 - e^{-\text{Exp}(b(l_1 - P_1(t)))} \right) + q_2(t) \frac{e^{b(l_1 - P_1(t))} \left( 1 - e^{-\sum_{j=1}^2 \text{Exp}(b(l_1 - P_i(t)))} \right)}{\sum_{j=1}^2 e^{b(l_i - P_i(t))}} \right).$$

Im Anhang III befindet sich eine Lösung für den Dreiproduktmarkt.

### ***Logistische Verteilung***

Die logistische Verteilung erfüllt ebenfalls die Kriterien für eine geschlossene Form des IED-Modells. Sie ist auf dem Intervall  $(-\infty, +\infty)$  definiert und das Integral über den Nettonutzen hat eine geschlossene Lösung. Diese Verteilung hat eine Glockenform, deren Wahrscheinlichkeitsdichte und -verteilung mit Hilfe der Gleichungen (C-33) und (C-34) dargestellt werden:

$$(C-33) \quad h(u) = \frac{e^{-(u-l)/b}}{b \left( 1 + e^{-(u-l)/b} \right)^2},$$

$$(C-34) \quad H(u) = \frac{1}{1 + e^{-(u-l)/b}},$$

wobei  $l$  und  $b$  Parameter der Verteilung sind und  $u$  auf dem Intervall von  $(-\infty, +\infty)$  definiert ist. Der Mittelwert der Verteilung und die Varianz können mit den Gleichungen (C-35) und (C-36) abgebildet werden:

$$(C-35) \quad \mu = l,$$

$$(C-36) \quad \sigma^2 = \frac{\pi^2 b^2}{3}.$$

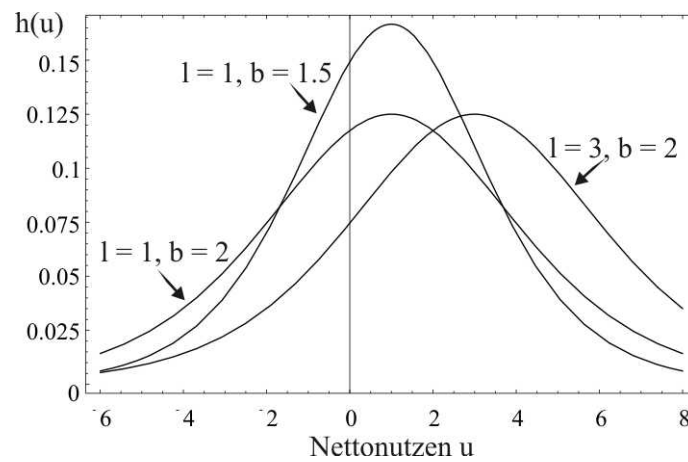


Abbildung C-6 Logistische Verteilung.

Mit der logistischen Verteilung kann die Verteilung der Nettonutzen wie folgt abgeleitet werden:

$$(C-37) \quad h(u) = \frac{e^{-(u-l)+P/b}}{b(1 + e^{-(u-l+P)/b})^2},$$

$$(C-38) \quad H(u) = \frac{1}{1 + e^{-(u-l+P)/b}},$$

wobei  $P$  der Preis ist. Die Varianz dieser Verteilung entspricht der Gleichung (C-36) und der Mittelwert wird wie folgt abgebildet:

$$(C-39) \quad \mu = l - P.$$

*Monopolmarkt*

Ist nur ein Produkt am Markt vorhanden und sind die Nettonutzen in der Bevölkerung logistisch verteilt, hat das IED-Modell folgende Form:

$$(C-40) \quad a(t) = q(t) \frac{1}{1 + e^{(P_t - I)/b}}$$

*Mehrproduktmarkt*

Wenn mehrere Produkte am Markt vorhanden sind ( $n \geq 2$ ), müssen die Zahlungsbereitschaften der Konsumenten für diese Produkte berücksichtigt werden. Sind die Zahlungsbereitschaften und dementsprechend die Nettonutzen logistisch verteilt, ist eine geschlossene Lösung nur unter der Bedingung möglich, dass die Zahlungsbereitschaften unabhängig voneinander sind und dass die Parameter  $b$  der Verteilungen gleich sind. Das IED-Modell erhält unter diesen Annahmen keine kompakte Form, was sehr nachteilig gegenüber der Annahme der Extremwertverteilung ist. Aus diesen Gründen wird hier nur die Lösung für den Zweiproduktmarkt gezeigt:

$$(C-41) \quad a_1(t) = \frac{q_1(t)(1 - q_2(t))}{1 + e^{(P_{1t} - I_1)/b}} - q_1(t)q_2(t) \cdot \left( 1 + \frac{e^{2(I_1 - P_{1t})/b}}{(e^{(I_1 - P_{1t})/b} - e^{(I_2 - P_{2t})/b})(1 + e^{(I_1 - P_{1t})/b})} - \frac{e^{(I_1 - P_{1t} - I_2 + P_{2t})/b} \log\left(\frac{1 + e^{(I_1 - P_{1t})/b}}{1 + e^{(I_2 - P_{2t})/b}}\right)}{(e^{(I_1 - P_{1t})/b} - e^{(I_2 - P_{2t})/b})^2} \right),$$

wobei  $P_{1t}$  und  $P_{2t}$  Preise für Produkt 1 und 2 sind,  $I_1$ ,  $I_2$  und  $b$  sind Parameter der Verteilungen über die Zahlungsbereitschaften.

**Exponentielle Verteilung**

Eine weitere Verteilung, die im IED-Modell betrachtet wird, ist die exponentielle Verteilung. Diese ermöglicht eine geschlossene Lösung des Integrals im IED-Modell. Die exponentielle Verteilung ist immer auf dem Intervall  $[0, +\infty)$  definiert. Die Grenzen dieses Intervalls sind somit immer gleich und unabhängig von solchen Verteilungscharakteristika wie z.B. Mittelwert und Varianz. Die exponentielle Verteilung ist wie folgt definiert:

$$(C-42) \quad H(z) = 1 - e^{-l \cdot z},$$

wobei  $l$  ein Verteilungsparameter und  $z$  der Zufallswert (Zahlungsbereitschaft) ist. Die Dichtefunktion  $h(z)$ , der Mittelwert  $\mu$  und die Varianz  $\sigma^2$  entsprechen den folgenden Ausdrücken:

$$(C-43) \quad h(z) = l \cdot e^{-l \cdot z},$$

$$(C-44) \quad \mu = \frac{1}{l},$$

$$(C-45) \quad \sigma^2 = \frac{1}{l^2}.$$

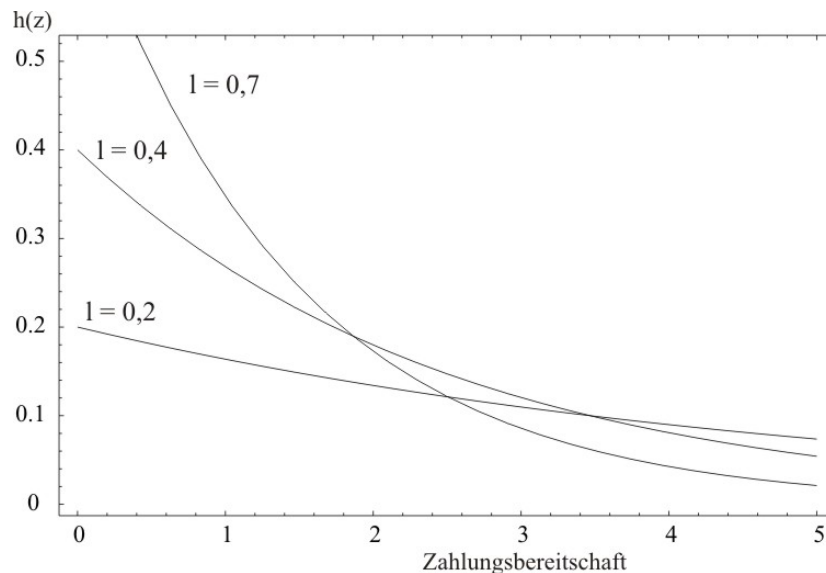


Abbildung C-7 Exponentielle Verteilung.

Wird die Verteilung der Nettonutzen durch eine exponentielle Verteilung abgebildet, so verursacht jede Preisänderung eine Änderung sämtlicher Verteilungsmomente, wie z.B. des Mittelwertes und der Varianz. Dies erscheint unplausibel zu sein. Darüber hinaus erlaubt diese Verteilung keine Abbildung negativer Nettonutzen. Diese ergeben sich aber, wenn der Preis die Zahlungsbereitschaft überschreitet. Daher wird angenommen, dass die *Zahlungsbereitschaften* selbst in der Bevölkerung der exponentiellen Verteilung folgen. In diesem Fall werden die Integralgrenzen in der Formel (C-23) um die Produktpreise verschoben:

$$(C-46) \quad a_i(t) = q_i(t) \int_{P_i}^{\infty} h_i \left( z_i(t) \prod_{j \neq i}^J (1 - q_j(1 - H_j(z_i(t) - P_i + P_j))) \right) du_i(t).$$

wobei  $P_i$  für Preis des Produktes  $i$  steht.

#### *Monopolmarkt*

Ist nur ein Produkt am Markt vorhanden, hat das IED-Modell folgende Form:

$$(C-47) \quad a(t) = q(t) e^{-lP_t},$$

wobei  $a(t)$  die Kaufwahrscheinlichkeit des vorhandenen Produktes im Zeitpunkt  $t$  ist,  $q(t)$  der Bekanntheitsgrad des Produktes, und  $P_t$  der Preis des Produktes im Zeitpunkt  $t$ .

Wenn die exponentielle Verteilung im IED-Modell verwendet wird, wird somit der Einfluss des Preises ähnlich dem Robinson/Lakhani-Modell (1975) abgebildet.

#### *Mehrproduktmarkt*

Für den Mehrproduktmarkt ( $n \geq 2$ ) kann keine kompakte Form abgeleitet werden, was sehr nachteilig gegenüber der Annahme der Extremwertverteilung ist. Bereits für einen Zweiproduktmarkt ( $n = 2$ ) hat das IED-Modell folgende Lösung:

$$(C-48) \quad a_1(t) = q_1(t) e^{-l_1 P_{1t}} \left( 1 - \frac{q_2(t) l_1}{l_1 + l_2} e^{-l_2(2P_{1t} - P_{2t})} \right),$$

wobei  $P_{1t}$  und  $P_{2t}$  die Preise für Produkt 1 und 2 sind, während  $l_1$  und  $l_2$  die Parameter der Verteilungen über die Zahlungsbereitschaften darstellen.

### ***Übersicht über Verteilungsannahmen***

In diesem Abschnitt wurden drei Annahmen für die Verteilung des Nettonutzens behandelt: die Extremwertverteilung, die logistische und die exponentielle Verteilung. Allen diesen Annahmen lag zugrunde, dass die individuellen Zahlungsbereitschaften für verschiedene Produkte unabhängig sind. In Tabelle C-2 werden die Ergebnisse dieses Abschnittes kurz zusammengefasst.



Es zeigt sich, dass die Extremwertverteilung für Mehrproduktmärkte sowie die logistische und exponentielle Verteilung für Monopolmärkte eine kompakte analytische Lösung implizieren. Diese kompakte Form vereinfacht es, das IED-Modell an reale Daten anzupassen (siehe Tabelle C-2).

Die hier diskutierten Verteilungsannahmen werden im nächsten Kapitel in einer Simulations- und einer empirischen Studie weiter miteinander verglichen.

Verteilung	Kommentar
Extremwertverteilung	Bei der Annahme der Extremwertverteilung erhält das IED-Modell eine relativ kompakte Form. Besonders vorteilhaft ist diese Annahme im Falle der <i>Mehrproduktmärkte</i> .
Logistische Verteilung	Im Falle eines <i>Monopolmarktes</i> erhält das IED-Modell durch die Annahme der logistischen Verteilung eine sehr kompakte Form. Bei Mehrproduktmärkten bekommt das IED-Modell eine relativ komplexe Form.
Exponentielle Verteilung	Für den <i>Monopolmarkt</i> ist das IED-Modell bei der Annahme der logistischen Verteilung sehr kompakt. Für die Mehrproduktmärkte hat das IED-Modell eine relativ komplexe Form.

Tabelle C-2 Verteilungsannahmen – Übersicht.

#### d) Annahmen bzgl. der Wiederholungskäufe und der endogenen Änderungen nach dem Kauf

Kauft ein Konsument ein Produkt aus einer bestimmten Produktkategorie, ist zu erwarten, dass er für einen gewissen Zeitraum kein Interesse an Produkten aus der gleichen Produktkategorie hat. Demzufolge nehmen seine Zahlungsbereitschaften für diese Produkte für einen gewissen Zeitraum ab. Die Änderung der Zahlungsbereitschaften wird im Weiteren als endogene Änderung und der Zeitraum, für welchen diese Änderung aktuell ist, als Wiederholungskaufintervall bezeichnet. Je nach dem Produkttyp kann die Zahlungsbereitschaft nach einem Zeitintervall wieder wachsen oder auch nicht. Ist das Produkt ein kurzlebiges Gut wie z.B. Käse, schwankt die Zahlungsbereitschaft eines Konsumenten, der oft Käse kauft, ständig. Ist das Produkt ein langlebiges Gut wie z.B. ein Haus, sinkt die Zahlungsbereitschaft eines Konsumenten nach dem Kauf und steigt vermutlich nie wieder. Bei der Modellierung solcher endogenen Änderungen wird im Weiteren unterschieden zwischen:

- Gütern, die nicht wiedergekauft werden,

- Gütern, die wiedergekauft werden.

Darüber hinaus können die wiederzukaufenden Güter nach ihrer Lebensdauer und entsprechend nach ihrem Wiederkaufsintervall differenziert werden.

### ***Güter, die nie wiedergekauft werden***

Die meisten Innovationsdiffusionsmodelle funktionieren nur für die Güter, die nicht wiedergekauft werden (z.B. Bass 1969, Easingwood et al. 1983, Horsky 1990). Diese Modelle bilden Erstkäufe (Adoptionskäufe) ab und sind für die Absatzprognose nur dann geeignet, wenn die Verkäufe tatsächlich bloß aus Erstkäufen bestehen. Im IED-Modell kauft ein Konsument eine Innovation, sobald der Kauf möglich ist (der Konsument verfügt über eine Erwerbsgelegenheit) und seine Zahlungsbereitschaft den Produktpreis übersteigt. Sofort nach dem Kauf sinkt die Konsumentenzahlungsbereitschaft, da er ein ähnliches Produkt nicht noch einmal kaufen will. In diesem Fall spricht man von endogenen Änderungen der Zahlungsbereitschaften. Die Abbildung der endogenen Änderungen ist im IED-Modell auf zwei Arten möglich:

Zum einen kann die Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U(t))$  diese Änderungen beinhalten. In diesem Fall ändert sich die analytische Form der Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U(t,n))$  in Abhängigkeit von den getätigten Käufen  $n$ . Mit anderen Worten, es muss eine Folge  $h(U(t,n))$  für  $n=1, 2, \dots$  zeitspezifisch definiert werden. Diese Modellierungsart würde eine korrekte Abbildung der endogenen Änderung ermöglichen. Eine theoretische Modellierung der Wahrscheinlichkeitsdichte, die die endogenen Änderungen beinhaltet, wäre extrem komplex und würde kaum eine geschlossene Form des IED-Modells erlauben. Eine Alternative wäre, die Verteilung des Nettonutzens zu jedem Zeitpunkt zu messen. Dies ist jedoch mit sehr hohem Aufwand verbunden und dürfte in der Realität unmöglich sein.

Eine weitere Alternative, die zu einer nur leicht verzerrten Abbildung führt, ist der folgende Ansatz: Die endogenen Änderungen werden nicht in der Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U(t))$  berücksichtigt. Stattdessen wird von der Anzahl der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit die Anzahl der bisherigen Adoptoren subtrahiert.

Für einen Monopolmarkt ergibt sich damit die Anzahl der Käufe zum Zeitpunkt  $t$  aus:

$$(C-49) \quad S_t = m \cdot a_t - Y_{t-1},$$

wobei  $Y_{t-1}$  die kumulierten Käufe bis zum Zeitpunkt  $t$  sind. Das Produkt vom Marktpotential  $m$  und der Kaufwahrscheinlichkeit  $a(t)$  ist gleich der Anzahl der Konsumenten, unter der Bedingung, dass diese noch keine Käufe getätigt haben. Dies bedeutet, dass die endogenen Änderungen in den Zahlungsbereitschaften nicht mittels der Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U(t))$ , sondern durch den Abzug der vorherigen Käufe  $Y_{t-1}$  abgebildet werden.

Wenn sich der Anteil der Konsumenten verringert, die einen positiven Nettonutzen haben, oder wenn der Konsumentenanteil mit Erwerbsgelegenheit sinkt, dann kann es zu negativen Werten von  $S_t$  kommen. Dies bedeutet, dass mehr Konsumenten das Produkt besitzen, als es zum Zeitpunkt  $t$  kaufen würden. Lässt man Verkaufsmöglichkeiten, wie z.B. Ebay oder Flohmarkt, in der Modellierung zu, entspräche der negative Wert von  $S_t$  der Anzahl der potentiellen Verkäufer.

Sind mehrere Produkte am Markt präsent, kann der Gesamtabatz in einer Produktkategorie nach dem gleichen Prinzip abgebildet werden. Dabei muss lediglich die Summe über die Kaufwahrscheinlichkeiten und die Anzahl der Käufer gebildet werden:

$$(C-50) \quad S_t = m \cdot \sum_{j \in J} a_{jt} - \sum_{j \in J} Y_{jt-1},$$

wobei  $Y_{jt-1}$  die Gesamtanzahl der Käufe des Produktes  $j$ ,  $a_{jt}$  die Kaufwahrscheinlichkeit des Produktes  $j$ , und  $J$  die Indexmenge für die am Markt vorhandenen Produkte symbolisiert.

Will man den Absatz für ein bestimmtes Produkt  $i$  vorhersagen, darf jedoch nicht die Gesamtanzahl der Verkäufe aller Produkte berücksichtigt werden. Nur der Anteil der bisherigen Verkäufe von Produkt  $i$  muss von der Anzahl der möglichen Käufe abgezogen werden. Im IED-Modell wird angenommen, dass sich die Summe der Verkäu-

fe aus den vorherigen Zeitperioden  $Y_{it-l}$  entsprechend der jeweiligen Kaufwahrscheinlichkeiten der Produkte verteilt:

$$(C-51) \quad S_{it} = m \cdot a_{it} - \frac{a_{it}}{\sum_{j \in J} a_{jt}} \sum_{j \in J} Y_{jt-1} = a_{it} \left( m - \frac{\sum_{j \in J} Y_{jt-1}}{\sum_{j \in J} a_{jt}} \right).$$

Unter dieser Annahme wird also die Kaufwahrscheinlichkeit zum Zeitpunkt  $t$  auf alle Käufe bis zu diesem Zeitpunkt angewandt. Wenn sich die Kaufwahrscheinlichkeiten jedoch zeitlich stark geändert haben, kann diese Annahme zu leicht verzerrten Ergebnissen führen. Der Vorteil dieser Annahme liegt darin, dass das IED-Modell eine relativ einfache Form behält und somit eine zuverlässige Modellschätzung möglich ist.

### ***Güter, die wiedergekauft werden***

Werden die Güter wiedergekauft, müssen neben den Erstkäufen die weiteren Wiederholungskäufe berücksichtigt werden. Auch dies ist über das IED-Modell möglich, welches endogene Änderungen beinhaltet. Ist die Berücksichtigung endogener Änderungen in der Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U(t))$  nicht möglich, wird im IED-Modell die Anzahl der möglichen Konsumenten modifiziert.

Im Gegensatz zu Produkten, die nie wiedergekauft werden, verlassen die Konsumenten den Markt hier nur für einen begrenzten Zeitraum, nämlich solange das gekaufte Produkt noch funktionsfähig ist. Im IED-Modell wird die Lebensdauer<sup>17</sup> eines Produktes  $j$  über die Verteilung  $G_j(\tau)$  abgebildet. Dabei bedeutet  $G_j(\tau)$  die Wahrscheinlichkeit, dass die Lebensdauer des Produktes  $j$  kürzer oder gleich  $\tau$  ist. Somit ist der Ausdruck  $1 - G_j(\tau)$  gleich der Wahrscheinlichkeit, dass das Produkt  $\tau$  Zeitpunkte nach dem Produktkauf immer noch verwendet wird. Diese Wahrscheinlichkeit wird mit der Anzahl der bisherigen Käufe  $S_{jt}$  multipliziert. Das Integral über dieses Produkt von  $t-T^M$  bis  $t-l$  ergibt die Anzahl der Kunden, die zum Zeitpunkt  $t$  noch ein funktionierendes Produkt besitzen. Die maximale Lebensdauer  $T^M$  ist definiert als der Zeit-

---

<sup>17</sup> Unter der Lebensdauer des gekauften Produktes wird hier das Zeitintervall zwischen dem Produktkauf und dem nächsten Produktersatz verstanden.

punkt, an dem die Wahrscheinlichkeit, dass das Produkt noch verwendet wird, gleich 0,01% ist:

$$(C-52) \quad G_j(T^M) = 0.0001.$$

Ist der Zeitpunkt  $t$  kleiner als  $T^M$ , so muss nur vom Startpunkt  $t = 0$  integriert werden.

Da die Konsumenten, die ein funktionierendes Produkt besitzen, dem Markt nicht mehr zur Verfügung stehen, werden sie im IED-Modell von der Anzahl der möglichen Konsumenten  $m \sum a_{jt}$  abgezogen. Der Gesamtumsatz  $S_t$  in einer Produktkategorie kann wie folgt dargestellt werden:

$$(C-53) \quad S_t = m \cdot \sum_J a_{jt} - \sum_J \int_{\max(0, t-T^M)}^{t-1} (1 - G_j(\tau)) S_j(t - \tau) d\tau,$$

wobei  $S_{j\tau}$  dem Absatz des Produktes  $j$ ,  $a_{jt}$  der Kaufwahrscheinlichkeit des Produktes  $j$ , und  $J$  der Menge der am Markt vorhandenen Produkte entspricht. Die Verkäufe von einem Produkt  $i$  können ähnlich der Gleichung (C-51) dargestellt werden:

$$(C-54) \quad S_{it} = m \cdot a_{it} - \frac{a_{it} \sum_J \int_{\max(0, t-T^M)}^{t-1} (1 - G_j(\tau)) S_j(t - \tau) d\tau}{\sum_J a_{jt}}$$

Ist die maximale Lebensdauer  $T^M$  aller Produkte gleich  $I$ , können die Verkäufe des Produktes wie folgt abgebildet werden:

$$(C-55) \quad S_{it} = m \cdot a_{it}.$$

Für Güter, die sehr kurzlebig sind, verändert sich das IED-Modell durch die Berücksichtigung von endogenen Änderungen nicht, da die Berücksichtigung der endogenen Änderungen in diesem Fall überflüssig ist. Dies zeichnet das IED-Modell im Vergleich zu vielen anderen Innovationsdiffusionsmodellen aus. Diese haben meistens ihre einfachste Form für Produkte, die nur einmal gekauft werden (Ratchford et al. 2000).

### e) Einfluss von Informationen auf Konsumentenpräferenzen

Kommunikation spielt eine große Rolle bei der Modellierung von Innovationsdiffusion (z.B. Bass 1969, Feder/O'Mara 1982, Chatterjee/Eliashberg 1990). Gemäß Rogers (1995) erhalten die Konsumenten Informationen über das Neuprodukt durch zwei Kanäle: (1) Massenmedien und (2) interpersonelle Kommunikation bzw. Mundpropaganda.

Die Massenmedien informieren die Konsumenten vor allem über die Existenz von Neuprodukten und sind in der *Awareness-Phase* der Adoptionsentscheidung besonders wichtig. Auf die Einstellung eines Konsumenten zu einem Produkt haben sie jedoch nur einen geringen Einfluss (ausführlicher dazu Kapitel B, Rogers 1995, Gatignon/Robertson 1985). Im IED-Modell haben die Massenmedien deswegen nur einen Einfluss auf den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen. In Bezug auf die interpersonelle Kommunikation wird angenommen, dass sie sowohl die Konsumentenwahrnehmung der Produkte, als auch den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen beeinflusst. Dieser Ansatz wurde bereits von anderen zweistufigen Innovationsdiffusionsmodellen verwendet und erfolgreich überprüft (z.B. Kalish 1985, Weerahandi/Dalal 1992, van den Bulte/Lilien 2001).

Im folgenden Abschnitt wird behandelt, wie der Einfluss der interpersonellen Kommunikation auf die Konsumentenwahrnehmung und dementsprechend auf den Nettotonutzen im IED-Modell abgebildet wird. Der Einfluss der Massenmedien und der interpersonellen Kommunikation auf den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen wird in Abschnitt C.IV.2.a) ausführlich diskutiert.

Eine Grundannahme im IED-Modell besagt, dass die interpersonelle Kommunikation die Unsicherheit bzgl. des Neuproduktes beeinflusst. Diese Annahme ist in der Innovationsdiffusionsmodellierung üblich (Kalish 1985, Chatterjee/Eliashberg 1990). Je größer die Anzahl der Adoptoren  $Y(t)$  ist, desto kleiner ist die empfundene Unsicherheit. Damit steigt die Zahlungsbereitschaft  $z$  und der Innovationsnutzen:

$$(C-56) \quad z_t = z_{init} + b \cdot Y_t,$$

$$(C-57) \quad u_t = z_{init} + b \cdot Y_t - P_t,$$

wobei  $z_{init}$  der Anfangsglauben in Bezug auf die Zahlungsbereitschaft,  $z_t$  die aktuelle Zahlungsbereitschaft,  $u_t$  der aktuelle Nutzen und  $Y_t$  die kumulierte Anzahl der Adoptoren ist. Der Parameter  $b$  misst die Wirkung der interpersonellen Kommunikation und ist positiv, wenn die Konsumenten mit dem Produkt zufrieden sind. Negativer  $b$ -Koeffizient weist auf die Unzufriedenheit und dementsprechend negative Mund-zu-Mund-Propaganda hin. Die aktuelle Zahlungsbereitschaft ist somit eine lineare Funktion der kumulierten Adoptoranzahl. Dieser Ansatz, den Einfluss der interpersonellen Kommunikation auf die Unsicherheit in Bezug auf eine Innovation abzubilden, entspricht in einer leicht veränderten Form dem Kalish-Aktualisierungsmodell (1985).

Dabei wird vereinfachend angenommen, dass die Konsumenten homogen in Bezug auf den Parameter  $b$  sind. Die Formulierung (C-57) ist ein einfaches lineares Modell, welches eine leichte Integration in das IED-Modell gewährleistet. Die empirische Handhabung des IED-Modells wird somit durch die Berücksichtigung der interpersonellen Kommunikation nicht entscheidend erschwert. Gleichzeitig werden aber die Änderungen der individuellen Wahrnehmungen durch neue Informationen, die sehr typisch für die Neuproduktverbreitung sind, berücksichtigt.

#### **IV.2. Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit**

Das IED-Modell gehört zu den zweistufigen Innovationsdiffusionsmodellen, welche in der Marketingforschung verbreitet sind (z.B. Midgley 1976, Dodson/Muller 1978, Hauser/Wisniewski 1982, Kalish 1985, Weerahandi/Dalal 1992). In zweistufigen Modellen wird angenommen, dass ein Konsument nur dann eine Innovationsadoptionsentscheidung treffen kann, wenn alle Kaufvoraussetzungen erfüllt sind. Darunter wird verstanden, dass das Produkt dem Konsumenten bekannt ist und dass das Produkt in einer Verkaufsstelle zu erwerben ist. Dabei wird oft angenommen, dass die Konsumenten im Hinblick auf diese Kaufvoraussetzungen homogen sind (Dodson/Muller 1978, Kalish 1985). Diese Annahme wird auch im IED-Modell getroffen.

Im IED-Modell wird angenommen, dass beide Ereignisse (über Produkt  $i$  informiert zu sein,  $x_i(t)$ , und eine Kaufmöglichkeit für Produkt  $i$  zu haben,  $d_i(t)$ ), voneinander unabhängig sind. Dementsprechend kann die Wahrscheinlichkeit, zu Konsumenten

mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit zu gehören,  $q_i(t)$  wie folgt dargestellt werden:

$$(C-58) \quad q_i(t) = x_i(t) \cdot d_i(t).$$

Die Wahrscheinlichkeit für eine Kaufgelegenheit,  $d_i(t)$ , wird im IED-Modell durch das Distributionssystem bestimmt (siehe Abschnitt C.IV.2.b). Im IED-Modell wird angenommen, dass die Konsumenten sowohl durch externe (z.B. Werbung) als auch durch interne Kommunikationsquellen (z.B. interpersonelle Kommunikation) informiert werden können. Dies wird im nächsten Abschnitt behandelt.

### **a) Informationsstand**

Der Informationsstand, im weiteren auch Awareness genannt, ist im IED-Modell, genauso wie in vielen Innovationsdiffusionsmodellen (Dodson/Muller 1978, Kalish 1985, Weerahandi/Dalal 1992), eine Funktion der externen und internen Kommunikationsquellen. Dabei wird angenommen, dass ein Konsument, wenn er bereits einmal über ein Produkt  $i$  informiert wurde, diese Information nicht vergisst. Also ist die Zunahme der informierten Konsumenten,  $dx(t)$ , eine Funktion externer Einflüsse,  $f_A(t)$ , wie z.B. Werbung, und interner Einflüsse,  $f_{IK}(t)$ , wie z.B. interpersonelle Kommunikation:

$$(C-59) \quad dx_i(t) = (1 - x_i(t))(f_{Ai}(t) + f_{IKi}(t))$$

Die Gleichung (C-59) ist eine Differentialgleichung der ersten Ordnung, wobei  $(1 - x_i(t))$  der Anteil der Konsumenten ist, die über Produkt  $i$  nicht informiert sind. Außerdem sind weitere Annahmen bezüglich der Werbefunktion und der Wirkung der interpersonellen Kommunikation erforderlich.

### ***Einfluss der externen Kommunikationsquellen***

Im IED-Modell wird der Bekanntheitsgrad durch interne und externe Kommunikationsquellen beeinflusst. In diesem Abschnitt werden einige explizite Funktionen, die den Einfluss der externen Quellen darstellen, diskutiert. Dabei wird nur auf die renommiertesten Ansätze der Marketingforschung eingegangen.



Die einfachste Form, den Einfluss der externen Kommunikationsquellen abzubilden, ist die Annahme eines konstanten Einflusses:

$$(C-60) \quad f(A) = c.$$

In diesem Fall entspricht die Darstellung des IED-Modells der Bass-Darstellung (1969), in welcher der Innovationskoeffizient  $p$  ebenfalls als Koeffizient des externen Einflusses interpretiert wird (Lekvall/Wahlbin, 1973, für eine detaillierte Ausführung siehe Kapitel B).

Allgemein kann angenommen werden, dass die Werbefunktion durch folgende Eigenschaften charakterisiert ist (Kalish 1985, Mesak 1996):

$$(C-61) \quad f(0) = 0, f'(A) < 0, f''(A) \leq 0.$$

Horsky/Simon (1983) stellen eine Werbefunktion vor, die mit den Eigenschaften (C-61) im Einklang steht:

$$(C-62) \quad f(A(t)) = c \log(A(t)),$$

wobei  $c$  ein Parameter ist und  $A(t)$  die Werbeanstrengungen bzw. -ausgaben sind. Weerahandi/Dalal (1992) verwenden die Formulierung von Horsky/Simon (1983) in ihrem zweistufigen Innovationsdiffusionsmodell.

Eine mögliche Annahme für eine Erweiterung der Werbefunktion wäre, dass die Werbung eine verzögerte Wirkung auf die Absätze hat:

$$(C-63) \quad f(A(t)) = c \log(A(t - \tau)),$$

wobei  $\tau$  die Zeitverzögerung ist. Diese Formulierung der Werbefunktion wurde von Simon/Sebastian (1987) empirisch überprüft.

Ein weiteres Werbemodell wird von Nerlove/Arrow (1962) vorgeschlagen. Sie gehen davon aus, dass die Werbung eine über die Zeit verteilte Wirkung hat. So beeinflusst die Werbung von heute sowohl die Absätze von heute, als auch weitere zukünftige

Absätze. Dementsprechend beinhaltet die Werbefunktion die Werbeausgaben von mehreren vergangenen Zeitperioden  $i$ :

$$(C-64) \quad f(A(t)) = c \ln \sum_{i=1}^t b_i A(i),$$

wobei  $b_i$  das Gewicht der Werbung in der Zeitperiode  $t$  ist.  $A(t)$  steht für Werbeausgaben und  $c$  ist ein Parameter. Das Arrow/Nerlove-Modell (1962) wurde von Simon/Sebastian (1987) empirisch erfolgreich getestet. Sie kommen zu der Schlussfolgerung, dass die Formulierung von Nerlove/Arrow (1962) die beste Anpassung und Vorhersage liefert.

Alle hier gezeigten Ansätze, die den Einfluss externer Kommunikationsquellen abbilden, können im IED-Modell verwendet werden. Dazu muss die Funktion  $f(A)$  in der Gleichung (C-59) durch die jeweilige Annahme ersetzt werden. Um das IED-Modell in der Praxis anwenden zu können, muss die sich ergebende Differentialgleichung eine geschlossene Lösung haben (siehe Tabelle C-4).

### ***Einfluss der internen Kommunikationsquellen***

Die Wirkung interner Kommunikationsquellen bzw. interpersoneller Kommunikation auf den Bekanntheitsgrad eines Produktes wird in der Marketingliteratur auf zwei Wiesen abgebildet. In den meisten Innovationsdiffusionsansätzen wird angenommen, dass die Wirkung der interpersonellen Kommunikation durch ein lineares Modell der folgenden Form beschrieben werden kann (z.B. Bass 1969, Horsky/Simon 1983, Kalish 1985, Weerahandi/Dalal 1992):

$$(C-65) \quad f(Y(t)) = bY(t),$$

wobei  $b$  ein Parameter und  $Y(t)$  die kumulierte Anzahl von Adoptoren ist. Easingwood et al. (1983) argumentieren jedoch, dass es keine theoretische Begründung für die Linearitätsannahme gibt. Daher schlagen sie folgende Formulierung vor:

$$(C-66) \quad f(Y(t)) = bY^{b_1}(t),$$

wobei  $b_I$  ein weiterer Parameter ist. Die Größe  $b_I$  bildet ab, wie die interpersonelle Kommunikation in verschiedenen Phasen des Diffusionsprozesses wirkt. Liegt  $b_I$  unter 1, ist die interpersonelle Kommunikation am Anfang des Diffusionsprozesses von Bedeutung. Ist  $b_I$  größer als 1, ist die interpersonelle Kommunikation am Ende des Diffusionsprozesses besonders wichtig. Ist  $b_I$  gleich 1, reduziert sich die Gleichung (C-66) zu der Gleichung (C-65) (siehe Abbildung C-8).

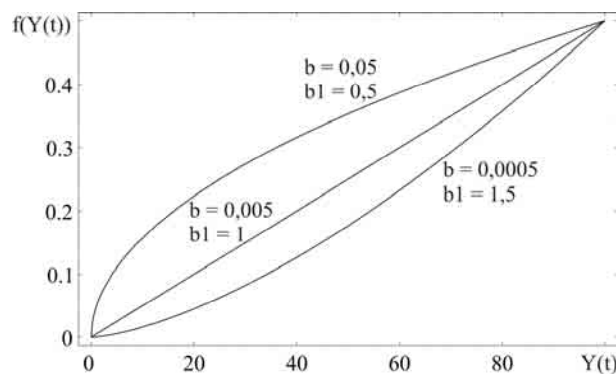


Abbildung C-8 Wirkung der interpersonellen Kommunikation nach Easingwood et al. (1983).

Eine der Stärken der Formulierung von Easingwood et al. (1983) liegt in ihrer Flexibilität. Die Formulierung wurde mehrmals empirisch getestet und konnte sehr gute Anpassung und Vorhersagekraft nachweisen. Sie ermöglicht aber keine geschlossene Lösung der Differentialgleichung (C-59). Daher wird diese Formulierung nicht weiter betrachtet.

Van den Bulte/Lilien (2001) argumentieren jedoch, dass die interpersonelle Kommunikation hauptsächlich die Bewertungsphase im Adoptionsentscheidungsprozess und kaum die *Awareness* von Konsumenten beeinflusst (ausführlicher dazu Kapitel B). Folglich ist es sehr bedenklich, ob die interpersonelle Kommunikation bei der Modellierung der *Awareness* überhaupt berücksichtigt werden sollte.

### **Werbung und Interpersonelle Kommunikation: Zusammenfassung**

In den beiden vorhergehenden Abschnitten wurden einige Ansätze, die Werbewirkung und den Einfluss interpersoneller Kommunikation abzubilden, vorgestellt.

Tabelle C-3 stellt die Hypothesen dar, die bei der Modellierung des Bekanntheitsgrades verwendet werden können.

Dabei werden die Werbefunktion  $f_{Ai}(t)$  und die Funktion der interpersonellen Kommunikation  $f_{IKi}(t)$  in die folgende Gleichung eingesetzt:

$$(C-67) \quad dx_i(t) = (1 - x_i(t))(f_{Ai}(t) + f_{IKi}(t)).$$

In Tabelle C-4 werden die *acht* möglichen, expliziten Gleichungen für die Differentialgleichung (C-59) gezeigt. Um den Bekanntheitsgrad  $x_i(t)$  im Zeitpunkt  $t$  zu bestimmen, muss die Differentialgleichung (C-59) gelöst werden. Hat die Differentialgleichung (C-59) eine Lösung, kann sie in die allgemeine Form des IED-Modells (C-13) eingesetzt werden.

Hypothese	Beschreibung der Hypothese
Werbewirkung	Die Werbewirkung ist konstant.
	Die Werbewirkung ist eine logistische Funktion der Werbeausgaben.
	Die Werbewirkung entspricht dem Nerlove/Arrow-Modell (1962).
	Die Werbung hat eine verzögerte Wirkung.
Einfluss der interpersonellen Kommunikation	Es gibt einen linearen Zusammenhang zwischen der interpersonellen Kommunikation und dem Bekanntheitsgrad einer Innovation.
	Die interpersonelle Kommunikation hat keinen Einfluss auf den Bekanntheitsgrad.

*Tabelle C-3 Hypothesen bzgl. der Werbewirkung und des Einflusses der interpersonellen Kommunikation.*

Nur zwei, der in Tabelle C-4 dargelegten Gleichungen, (C-68) und (C-73), haben eine geschlossene Lösung und können direkt im IED-Modell verwendet werden. In diesen beiden Fällen wird die Werbung als eine Konstante betrachtet, d.h. eine Analyse der Werbepolitik ist durch diese Modellformulierungen nicht möglich. Soll der Einfluss der Werbeausgaben analysiert werden, so muss der zeitliche Ablauf der Werbeausgaben durch eine analytische Funktion  $A(t)$  festgelegt sein. Selbst dann haben die Gleichungen nicht in jedem Fall eine geschlossene Lösung. Nur für bestimmte  $A(t)$  kann eine geschlossene Lösung für (C-59) gefunden werden. Für die verschiedenen Werbefunktionen ergeben sich entsprechend unterschiedliche explizite Formen für das IED-Modell, deren Endergebnisse aber wieder miteinander verglichen

werden können. Somit ist es mit dem IED-Modell möglich, den Einfluss von verschiedenen Werbefunktionen zu modellieren und zu vergleichen.

Zusätzlich kann die Wirkung der interpersonellen Kommunikation nur auf eine Weise betrachtet werden: Dabei steht die Wirkung der interpersonellen Kommunikation und die Anzahl der Adoptoren im linearen Zusammenhang.

Annahmen	Das mathematische Modell
Die Werbung hat einen konstanten Einfluss. Die interpersonelle Kommunikation hat einen konstanten Einfluss.	(C-68) $dx_i(t) = (1 - x_i(t))(c + bY(t))$ Wird $Y(t)$ durch $x(t)$ ersetzt, ergibt sich als Lösung der Differentialgleichung Folgendes: (C-69) $x(t) = \frac{1 - e^{-(b+c)t}}{1 + \frac{b}{c}e^{-(b+c)t}}$
Die Werbewirkung ist eine logistische Funktion der Werbeausgaben. Die interpersonelle Kommunikation hat einen konstanten Einfluss.	(C-70) $dx_i(t) = (1 - x_i(t))(c \log(A(t)) + bY(t))$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .
Der Werbeeinfluss wird mittels des Nerlove/Arrow-Modells (1962) abgebildet. Die interpersonelle Kommunikation hat einen konstanten Einfluss.	(C-71) $dx_i(t) = (1 - x_i(t)) \left( c \ln \sum_{j=1}^t w_j A(j) + bY(t) \right)$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .
Die Werbewirkung ist um $\tau$ verzögert. Die interpersonelle Kommunikation hat einen konstanten Einfluss.	(C-72) $dx_i(t) = (1 - x_i(t))(c \ln A(t - \tau) + bY(t))$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .
Die Werbung hat einen konstanten Einfluss. Die interpersonelle Kommunikation hat keinen Einfluss.	(C-73) $dx_i(t) = c(1 - x_i(t))$ die Lösung der Differentialgleichung ist: (C-74) $x_i(t) = 1 - e^{-ct}$
Die Werbewirkung ist eine logistische Funktion von Werbeausgaben. Die interpersonelle Kommunikation hat keinen Einfluss.	(C-75) $dx_i(t) = (1 - x_i(t))c \log(A(t))$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .
Der Werbeeinfluss wird mittels des Nerlove/Arrow-Modells (1962) abgebildet. Die interpersonelle Kommunikation hat keinen Einfluss.	(C-76) $dx_i(t) = (1 - x_i(t)) \left( c \ln \sum_{j=1}^t w_j A(j) \right)$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .
Die Werbewirkung ist um $\tau$ verzögert. Die interpersonelle Kommunikation hat keinen Einfluss.	(C-77) $dx_i(t) = (1 - x(t))c \ln A(t - \tau)$ Die Lösung ist nur dann möglich, wenn $A(t)$ bekannt ist. Jedoch nicht für beliebige $A(t)$ .

Tabelle C-4 Modelle für den Bekanntheitsgrad.

### b) Distribution

Es gibt nur wenige empirische Studien, die die Zusammenhänge zwischen Distribution und Umsatz untersuchen (Reibstein/Farris 1995). Genauso selten wird die Anzahl der Verkaufsstellen in den Innovationsdiffusionsmodellen berücksichtigt (Jones/Ritz 1991, Mesak 1996). Eine der seltenen Ausnahmen bildet das Mesak-Modell (1996). Dabei wird der Zusammenhang zwischen der Anzahl der Adoptoren  $Y(t)$  und der Distribution  $D$  sehr allgemein wie folgt dargestellt:

$$(C-78) \quad \frac{dY(t)}{dt} = f(D).$$

Die Funktion  $f(D)$  hat nach Mesak (1996) folgende Eigenschaften:

$$(C-79) \quad f(0) = 0, f'(D) > 0, f''(D) \leq 0.$$

Diese Eigenschaften stimmen mit dem Hartung/Fischer-Distributionsmodell (1965) überein, die die Zusammenhänge zwischen dem Marktanteil  $ma_i(t)$  des Produktes  $i$  und der Verkaufsstättenanzahl  $D_i$  wie folgt abbilden:

$$(C-80) \quad ma_i(t) = \frac{b_1 D_i(t)}{\sum_j D_j(t) + b_2 D_i(t)},$$

wobei  $b_i$  positive Koeffizienten sind.

In dem IED-Modell wird die Distributionswirkungsfunktion ähnlich wie im Hartung/Fischer-Modell (1965) abgebildet:

$$(C-81) \quad d_i(t) = \frac{D_i(t)}{\sum_j D_j(t)},$$

wobei  $d_i$  nichts anderes als der Distributionsanteil von Produkt  $i$  ist. Die Eigenschaften der Formulierung (C-81) entsprechen den von Mesak (1996) vorgeschlagenen Eigenschaften (C-79). Durch das Multiplizieren des Distributionsanteils  $d_i(t)$  mit dem

Bekanntheitsgrad  $x_i(t)$  ergibt sich der Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit  $q_i(t)$ .

### c) Wirkung von Werbung und Distribution auf den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit

Gemäß dem IED-Modell tätigt ein Konsument einen Kauf, wenn zwei Voraussetzungen erfüllt sind: Zum einen muss der Konsument informiert sein. Zum anderen muss der Kauf durch die naheliegenden Verkaufsstellen ermöglicht werden. Gleichung (C-81) sowie Tabelle C-4 beschreiben, wie die Wahrscheinlichkeiten für diese Ereignisse modelliert werden können. Diese Wahrscheinlichkeiten bilden also die Werbe- und Distributionswirkung ab. Das Zusammenspiel von beiden Wahrscheinlichkeiten beeinflusst den Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit (siehe Gleichung (C-58)).

Annahme	Beschreibung
<b>Zahlungsbereitschaften und Nettonutzen</b>	
Individuelle ZB: Entscheidungsregel	Die Annahme, Deterministisch (C-4) vs. Stochastisch (C-20), spielt für die explizite Form des IED-Modells keine entscheidende Rolle.
Die Form der Verteilung der Zahlungsbereitschaften in der Bevölkerung	Extremwertverteilung (C-26)
	Logistische Verteilung (C-37)
	Exponentielle Verteilung (C-43)
Endogene Änderungen	Güter, die nicht wiedergekauft werden (C-51)
	Güter, die wiedergekauft werden (C-54), (C-55)
Änderungen der Zahlungsbereitschaften durch interpersonelle Kommunikation	Vernachlässigung
	Berücksichtigung mit Gleichung (C-56)
Änderungen des Nettonutzens durch Preisänderungen	Direktes Einfließen in das Entscheidungskalkül (C-16)
<b>Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit</b>	
Änderungen der Konsumenten-Awareness durch Werbung	Konstante Werbewirkung (C-60)
Änderungen der Konsumenten-Awareness durch interpersonelle Kommunikation	Vernachlässigung
	Berücksichtigung mit einem linearen Modell (C-65) (siehe Tabelle C-4)
Änderungen der direkten Kaufmöglichkeiten durch Distribution	Vernachlässigung
	Berücksichtigung mit Gleichung (C-81)

Tabelle C-5 Ausgewählte Annahmen im IED-Modell.

### IV.3. Analyse der Gültigkeit von Unabhängigkeitsannahmen

Um eine geschlossene Lösung der expliziten Form des IED-Modells zu erhalten, wird angenommen, dass bestimmte Faktoren *unabhängige* Zufallsgrößen sind. Beispielsweise wird bei den Formulierungen des IED-Modells für den Mehrproduktmarkt (siehe Tabelle C-13 und Tabelle C-14) davon ausgegangen, dass die individuellen Zahlungsbereitschaften der Konsumenten für verschiedene Produkte voneinander unabhängig sind. Diese Annahme impliziert, dass ein Konsument eine besondere Neigung nur zu einem bestimmten und nicht zu allen Produkten aus einer Produktkategorie hat. Dies entspricht nicht immer der Realität: Es ist beispielsweise zu erwarten, dass ein Motorradfahrer im Durchschnitt eine höhere Zahlungsbereitschaft für alle Motorradmarken hat, als ein Nicht-Motorradfahrer<sup>18</sup>.

Eine weitere kritische Annahme wird bezüglich der Unabhängigkeit des Bekanntheitsgrades eines Neuproduktes von der individuellen Zahlungsbereitschaft getroffen: Gemäß dieser Annahme ist jeder Konsument, unabhängig von seiner Zahlungsbereitschaft, mit der gleichen Wahrscheinlichkeit zum Zeitpunkt  $t$  über das Neuprodukt informiert. Am Beispiel des Motorradfahrers Bikern würde es bedeuten, dass der Motorradfahrer und Nicht-Motorradfahrer im gleichen Maße alle neuen Motorradmarken informiert sind. Dies ist wiederum nicht sehr realistisch.

In diesem Abschnitt wird mittels Sensibilitätsanalysen gezeigt, dass die Vernachlässigung der oben beschriebenen Zusammenhänge zu einer Verzerrung der Modellergebnisse führen kann. Dafür werden IED-Modellvarianten formuliert, die Zusammenhänge zwischen Zahlungsbereitschaften bzw. zwischen Zahlungsbereitschaften und Bekanntheitsgrad beinhalten. Diese Modellvarianten besitzen jedoch keine geschlossenen Lösungen, es werden daher simulierte Absatzdaten für das Zeitintervall  $[0, 100]$  berechnet. Diese Simulation stellt ein geeignetes Instrument dar: Sie ermöglicht es, einen einzelnen Parameter zu variieren und dabei weitere Einflüsse von Störfaktoren auf den zu untersuchenden Prozess auszuschließen.

Im ersten Schritt wird die Unabhängigkeitsannahme der Zahlungsbereitschaften auf dem Mehrproduktmarkt analysiert. Danach wird dargestellt, wie die Abhängigkeit

---

<sup>18</sup> In diesem Fall spricht man von einem positiven Zusammenhang. Nur dieser soll im Folgenden untersucht werden.



zwischen dem Bekanntheitsgrad und den Zahlungsbereitschaften die Innovationsdiffusionskurve beeinflussen kann.

**a) Die Unabhängigkeitsannahme der Zahlungsbereitschaften auf dem Mehrproduktmarkt.**

***Simulationsannahmen***

Für die Analyse der Annahme der Unabhängigkeit der Zahlungsbereitschaften beruhen die Simulationen auf den unten beschriebenen Ansatzpunkten. Die verwendeten Formulierungen des IED-Modells sind in der Tabelle C-7 dargestellt:

- Es wird angenommen, dass auf dem Markt zwei Wettbewerbsprodukte zur Verfügung stehen. Das erste Produkt ist eine Innovation, welche über die Zeit bekannt wird. Das zweite Produkt ist hingegen bereits auf dem Markt etabliert.
- Es ist ausreichend, die Sensibilitätsanalyse nur mit einer Annahmekonstellation bezüglich der Informationsverbreitung zu überprüfen. Es wird angenommen: Die interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad und die Werbung hat eine konstante Wirkung (siehe Tabelle C-4).
- Die Innovationsdiffusionsverläufe werden sowohl für die Produkte (1) ohne als auch (2) mit Wiederholungskäufen simuliert. Für die Produkte mit Wiederholungskäufen beträgt die Zeitspanne zwischen zwei Käufen  $I$ , d.h. die Konsumenten, die eines der Wettbewerbsprodukte im Zeitpunkt  $t$  kaufen, haben im Zeitpunkt  $t+I$  wieder das Bedürfnis, ein Produkt zu kaufen.
- Der Preis für das Neuprodukt wird zwischen den Werten 8, 10 und 12 variiert. Der Preis vom Altprodukt beträgt immer 6.
- Der Zusammenhang zwischen den Konsumentenzahlungsbereitschaften für beide Produkte wird durch eine zweidimensionale Normalverteilung<sup>19</sup> dargestellt. Der Mittelwert der Zahlungsbereitschaft für die Innovation beträgt 10,

---

<sup>19</sup> Für die Analyse wird eine multidimensionale Normalverteilung gewählt, da sie eine Abbildung der Abhängigkeiten zwischen zwei Zufallsgrößen, wie z.B. Zahlungsbereitschaften, ermöglicht. Außerdem wird die Normalverteilung am häufigsten verwendet (Wenzel 1969).

der Mittelwert für das etablierte Produkt ist gleich 6. Die Varianz für beide Produkte ist 64.

- Die Stärke des Zusammenhangs zwischen den Zahlungsbereitschaften für zwei Produkte wird durch den Pearsonschen Korrelationskoeffizient<sup>20</sup>  $r$  abgebildet. Dabei entspricht die Modellformulierung mit  $r = 0$  dem IED-Modell ohne Berücksichtigung der Abhängigkeiten zwischen den Zahlungsbereitschaften.
- Die Veränderung des Innovationsdiffusionsverlaufes wird in Abhängigkeit von der Größe des Korrelationskoeffizienten  $r$  untersucht. Dabei wird die Analyse für 11 verschiedene Werte des Korrelationskoeffizienten  $r$   $[0; 0,1; 0,2; \dots; 0,9; 0,99]$  durchgeführt.

Als Maß, wie stark die Innovationsdiffusionsprozesse mit einer positiven Korrelation zwischen den Zahlungsbereitschaften von solchen mit der Korrelation Null abweichen, wird hier der Koeffizient der relativen Abweichungen  $k_t^{ra}$  verwendet, der wie folgt definiert wird:

$$(C-82) \quad k_t^{ra} = \frac{S_t^{ri}}{S_t^{r0}} - 1,$$

wobei  $S_t^{ri}$  die Verkäufe eines Neuproduktes im Zeitpunkt  $t$  unter Annahme des Korrelationskoeffizienten  $r_i$  und  $S_t^{r0}$  die Verkäufe mit dem Korrelationskoeffizient  $r_0=0$  sind. Der Koeffizient  $k_t^{ra}$  zeigt die Größe und die Richtung relativer Abweichung: Beträgt der Koeffizient beispielsweise den Wert -0,1, sind die Verkäufe beim Korrelationskoeffizient  $r_i$  im Durchschnitt um 10 % niedriger als bei einem Korrelationskoeffizienten Null. Im Falle des Wertes 0,1 sind die Verkäufe um 10% größer.

Obwohl die hier dargestellte Sensibilitätsanalyse für verschiedene Konstellationen von Produkt-, Markttyp, Preise und Korrelationen durchgeführt wird, deckt sie nicht die ganze mögliche Vielfalt der auf dem Markt zu betrachtenden Fälle. Die Ergebnisse dieser Studie sollen in erster Linie zur kritischen Analyse der Annahmen des IED-Modells dienen.

---

<sup>20</sup> Der Pearsonsche Korrelationskoeffizient ist ein Maß für den Grad des linearen Zusammenhangs zwischen zwei metrischen Merkmalen.

### *Simulationsergebnisse*

Die zentrale Frage dieser Simulationsstudie ist, wie stark die Verletzung der Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften den Innovationsdiffusionsverlauf beeinflusst. Im Detail ergeben sich folgende drei Fragen:

1. Wie beeinflusst die Korrelation zwischen Zahlungsbereitschaften den Innovationsdiffusionsverlauf?
2. Gibt es eine Interaktion zwischen der Höhe des Korrelationskoeffizienten und dem Produkttyp im Hinblick auf den Innovationsdiffusionsverlauf?
3. Gibt es eine Interaktion zwischen der Höhe des Korrelationskoeffizienten und dem Preis des Neuproduktes im Hinblick auf den Innovationsdiffusionsverlauf?

#### *Zusammenhang zwischen der Korrelation und dem Innovationsdiffusionsverlauf*

Um diese Fragen zu beantworten, wurden zwei Formulierungen des IED-Modells für Produkte mit und ohne Wiederholungskäufe verwendet (Spalte 2 und 3, Tabelle C-6). Für jede dieser Marktsituationen wurde der Preis variiert (Zeilen 2 bis 4, Tabelle C-6). Die Innovationsdiffusionskurven für jede Parameterkonstellation wurden für elf Korrelationskoeffizienten simuliert. Um genauer zu analysieren, wie stark der Korrelationskoeffizient den Innovationsdiffusionsverlauf beeinflusst, wurde der Koeffizient der relativen Abweichungen  $k_t^{ra}$  berechnet. In der hier dargelegten Sensibilitätsanalyse erwies sich der Koeffizient relativer Abweichungen als zeitunabhängig. Der Zusammenhang zwischen dem Korrelationskoeffizienten  $r$  und dem Koeffizienten der relativen Abweichungen  $k_t^{ra}$  wird in der dritten Spalte der Tabelle C-6 graphisch abgebildet. Die Tabelle C-8 beinhaltet die Werte des Koeffizienten der relativen Abweichungen für alle Simulationsläufe.

Auf den Abbildungen in Tabelle C-6 ist der Einfluss des Korrelationskoeffizienten deutlich erkennbar: Je größer der Korrelationskoeffizient ist, desto stärker sind in der Regel die Abweichungen der Innovationsdiffusionskurven von der Kurve mit der Korrelation 0. Daraus folgt bereits, dass die Vernachlässigung von Zusammenhängen zwischen Zahlungsbereitschaften zur verzerrten Abbildung von Innovationsdiffusionsprozessen mittels IED-Modells führen kann.

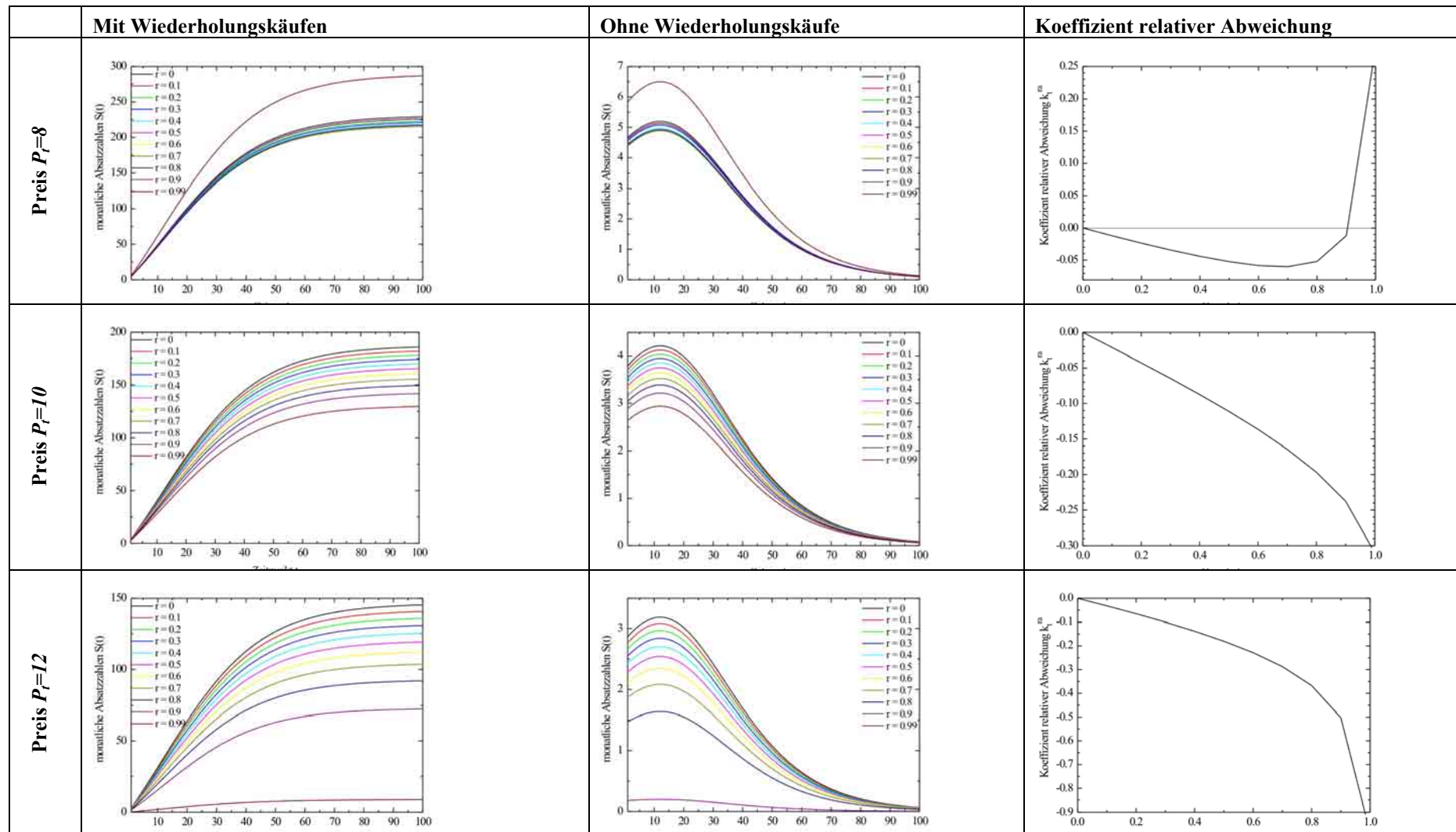


Tabelle C-6 Innovationsdiffusionskurven mit verschiedenen Korrelationskoeffizienten  $r$  zwischen den Zahlungsbereitschaften für zwei Produkten.

<b>Zweiproduktmarkt ohne Wiederholungs- käufe</b>	$S_{1t} = m \cdot a_{1t} - a_{1t}(Y_{1t-1} + Y_{2t-1})/(a_{1t} + a_{2t})$ $a_{1t} = q_{1t} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{u_1} h_t(u_1, u_2) du_2 du_1$	$S_{2t} = m \cdot a_{2t} - a_{2t}(Y_{1t-1} + Y_{2t-1})/(a_{1t} + a_{2t})$ $a_{2t} = (1 - q_{1t}) \int_0^{+\infty} h_t(u_2) du_2 + q_{1t} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{u_2} h_t(u_1, u_2) du_1 du_2$
<b>Zweiproduktmarkt mit Wiederholungskäufen, die Zeitspanne zwi- schen Wiederholungs- käufen = 1.</b>	$S_{1t} = m \cdot q_{1t} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{u_1} h_t(u_1, u_2) du_2 du_1$	$S_{2t} = m \cdot (1 - q_{1t}) \int_0^{+\infty} h_t(u_2) du_2 + q_{1t} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{u_2} h_t(u_1, u_2) du_1 du_2$
	<p>Wobei</p> $h_t(u_1, u_2) = \frac{e^{-\left(\frac{(u_1 - \mu_1 + p_{1t})^2}{2\sigma_1^2(1-r^2)} - \frac{2r(u_1 - \mu_1 + p_{1t})(u_2 - \mu_2 + p_{2t})}{2\sigma_1\sigma_2(1-r^2)} + \frac{(u_2 - \mu_2 + p_{2t})^2}{2\sigma_2^2(1-r^2)}\right)}}{2\pi\sigma_1\sigma_2}; \quad h_t(u_2) = \frac{e^{-\frac{(u_2 - \mu_2 + p_{2t})^2}{2\sigma_2^2}}}{\sigma_2\sqrt{2\pi}}$ $q_{1t} = \frac{1 - e^{-(b+c)}}{1 + \frac{b}{c}e^{-(b+c)}}; \quad Y_{it-1} = \sum_{j=1}^{t-1} S_{ij};$ <p><math>m = 500; \mu_1 = 10; \mu_2 = 6; p_{2t} = 6; \sigma_1 = \sigma_2 = 8; b = 0,04; c = 0,02</math></p>	

Tabelle C-7 Simulationsmodelle für den Zweiproduktmarkt mit der Berücksichtigung vom Korrelationskoeffizienten  $r$ .

<b>Korrelationskoeffizient <math>r</math></b>	<b>0,10</b>	<b>0,20</b>	<b>0,30</b>	<b>0,40</b>	<b>0,50</b>	<b>0,60</b>	<b>0,70</b>	<b>0,80</b>	<b>0,90</b>	<b>0,99</b>
<b>Mit Wiederholungskäufen, Preis ist konstant und gleich 8</b>	-0,01	-0,02	-0,03	-0,04	-0,05	-0,06	-0,06	-0,05	-0,01	0,25
<b>Mit Wiederholungskäufen, Preis ist konstant und gleich 10</b>	-0,02	-0,04	-0,06	-0,09	-0,11	-0,14	-0,16	-0,20	-0,24	-0,30
<b>Mit Wiederholungskäufen, Preis ist konstant und gleich 12</b>	-0,03	-0,07	-0,10	-0,14	-0,18	-0,23	-0,29	-0,37	-0,50	-0,94
<b>Ohne Wiederholungskäufe, Preis ist konstant und gleich 8</b>	-0,01	-0,02	-0,03	-0,04	-0,05	-0,06	-0,06	-0,05	-0,01	0,25
<b>Ohne Wiederholungskäufe, Preis ist konstant und gleich 10</b>	-0,02	-0,04	-0,06	-0,09	-0,11	-0,14	-0,16	-0,20	-0,24	-0,30
<b>Ohne Wiederholungskäufe, Preis ist konstant und gleich 12</b>	-0,03	-0,07	-0,10	-0,14	-0,18	-0,23	-0,29	-0,37	-0,50	-0,94

*Tabelle C-8 Relative Abweichungen der Diffusionskurven mit Korrelation  $r > 0$  von Diffusionskurve mit  $r = 0$ .*

Die Analyse der relativen Abweichungen zeigt den gleichen Effekt: Mit steigendem Korrelationskoeffizienten steigt meistens *der absolute Wert* des Koeffizienten der relativen Abweichungen. Die Korrelation von 0,4 kann eine relative Abweichung von bis zu 14% auslösen. Große Korrelationswerte (ab 0,9) beeinflussen den Innovationsdiffusionsprozess besonders stark. Hier erreicht der Koeffizient der relativen Abweichungen den Wert von -0,94.

Dieser Effekt kann mit der Simulation der normalverteilten Nettonutzen erklärt werden (Abbildung C-9). Die Achsen stellen den Nettonutzen für Produkt *X* (Altprodukt) und *Y* (Neuprodukt) dar. Es wurden 40 Konsumenten mit ihren Nettonutzen für beide Produkte simuliert. Diese Nettonutzen sind normalverteilte Zufallswerte mit einem Mittelwert 0 für das Neu- und Altprodukt. Der Zusammenhang zwischen diesen Werten wird wieder durch den Korrelationskoeffizienten kontrolliert und kann entweder gleich 0 oder 0,99 sein. Der rote Bereich auf der Abbildung identifiziert den Anteil der Konsumenten, bei denen der Nettonutzen für das Neuprodukt größer als für das Altprodukt ist und die dementsprechend das Neuprodukt kaufen. Der schwarze Bereich beinhaltet die Konsumenten, die das Altprodukt kaufen. Besteht kein Zusammenhang zwischen Zahlungsbereitschaften (Korrelationskoeffizient=0), dann sind die Konsumenten auf der Fläche verteilt. In jedem Quadranten liegen 25% der Konsumenten. Die Konsumenten aus dem zweiten Quadranten werden zwischen beiden Produkten aufgeteilt, d.h. jedes Produkt wird von 37,5% der Konsumenten gekauft.

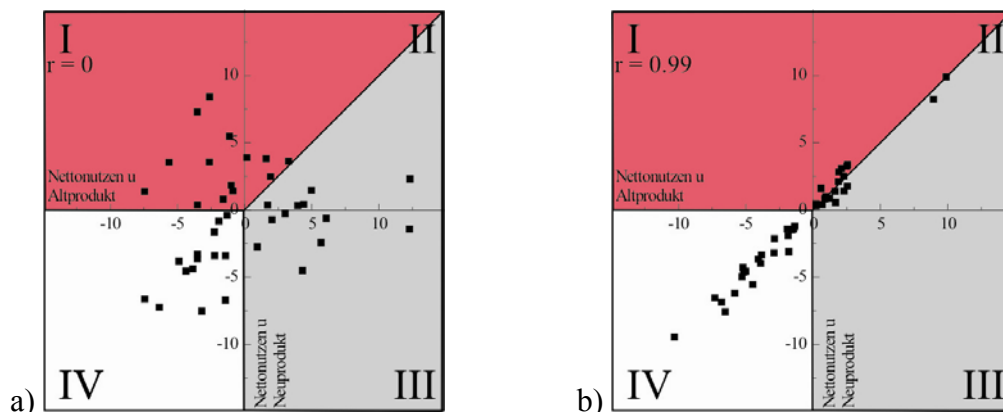


Abbildung C-9 Normalverteilte Nettonutzen für zwei Produkte mit Mittelwert für Altprodukt und für Neuprodukt=0 und Korrelationskoeffizient = 0 oder 0,99.

Ist der Zusammenhang zwischen den Zahlungsbereitschaften sehr stark (Korrelationskoeffizient=0,99), liegen die Konsumenten entlang der Diagonalen, die gleichem Nettonutzen für beide Produkte entspricht. Demzufolge hat ein Konsument für beide Produkte entweder einen positiven oder negativen Nettonutzen. Die Quadranten I und III sind nahezu leer. Nur die 50% der Konsumenten aus dem Quadrant II werden zwischen beiden Produkten aufgeteilt: Der Anteil der Konsumenten sinkt auf 25%.

*Interaktion zwischen der Höhe des Korrelationskoeffizienten und dem Produkttyp im Hinblick auf den Innovationsdiffusionsverlauf*

Obwohl sich die Innovationsdiffusionskurven für den Markt mit und ohne Wiederholungskäufe prinzipiell unterscheiden, zeigt sich, dass der Koeffizient der relativen Abweichungen bei gleichem Produktpreis völlig identisch ist. Somit kann man sagen, dass der Produkttyp zusammen mit dem Korrelationskoeffizienten keine Interaktionseffekte auf den Koeffizienten der relativen Abweichungen hat.

*Interaktion zwischen der Höhe des Korrelationskoeffizienten und dem Preis des Neuproduktes im Hinblick auf den Innovationsdiffusionsverlauf*

Der Preis des Neuproduktes hingegen hat einen sehr starken Einfluss auf den Koeffizienten der relativen Abweichungen. In Abbildung C-10 ist für drei verschiedene Preise der Zusammenhang zwischen dem Korrelationskoeffizienten und dem Koeffizienten der relativen Abweichung dargestellt. Für jeden Korrelationskoeffizienten ist der Koeffizient der relativen Abweichungen umso größer, desto niedriger der Preis und dementsprechend höher der Nettonutzen des Neuproduktes ist (siehe auch Tabelle C-8).

Eine bedeutende Veränderung im Kurvenverlauf ist, in Abbildung C-10 zu erkennen, wenn der Preis unter 10 fällt. In diesem Fall steigt die relative Abweichung für starke Korrelation der Zahlungsbereitschaften an, anstatt stetig abzufallen. Als mittlere Zahlungsbereitschaft für das Neuprodukt wurde 10 angenommen, demzufolge entspricht ein Preis unterhalb von 10 einem positiven mittleren Nettonutzen.



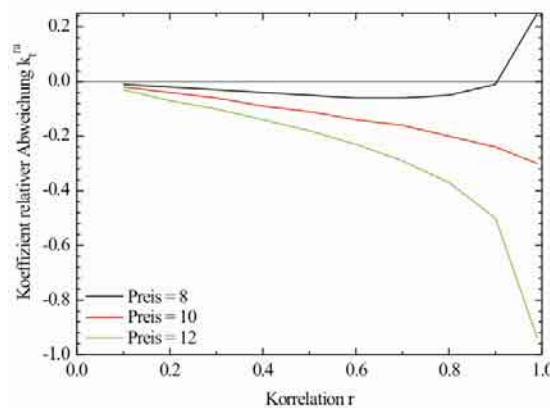


Abbildung C-10 Relative Abweichungen für Produkte mit Wiederholungskäufen für drei konstante Preisausprägungen.

Auch der Einfluss des Preises auf die relative Abweichung kann mit einer Simulation der normalverteilten Nettonutzen erklärt werden (Abbildung C-11). Bei dieser Simulation betrug der Mittelwert des Nettonutzens für das Altprodukt stets 0, wohingegen der Nettonutzen für das Neuprodukt variiert wurde. Der Korrelationskoeffizient betrug für beide Simulationen 0,99. Wie oben bereits gezeigt, konzentrieren sich die Konsumenten durch den starken Zusammenhang der Zahlungsbereitschaften entlang einer Geraden. Wenn der mittlere Nettonutzen des Neuprodukts gleich Null ist, verläuft diese Gerade durch den Ursprung. Beim positiven Nettonutzen verschiebt sich die Gerade nach oben (Abbildung C-11b). Daraus folgt, dass der Anteil der Konsu-

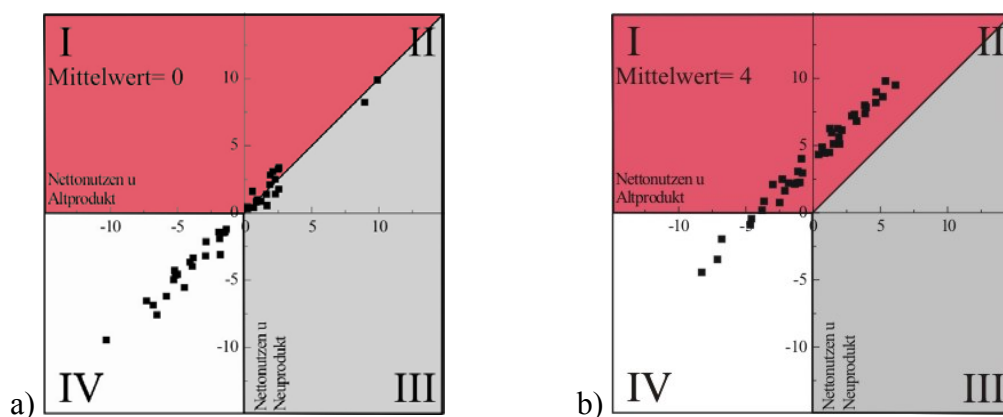


Abbildung C-11 Normalverteilte Nettonutzen für zwei Produkte mit Mittelwert für das Altprodukt=0, für das Neuprodukt=0 (links) oder 4 (rechts) und Korrelationskoeffizient =0,99.

menten für das Neuprodukt steigt. Ist der Mittelwert der Nettonutzen negativ, verschiebt sich die Gerade nach unten und die Anzahl der Konsumenten sinkt. Analytisch lässt sich zeigen, dass eine starke Korrelation zwischen Zahlungsbereitschaften zu einer Absatzsteigerung führt, wenn der Mittelwert der normalverteilten Nettonutzen des Neuproduktes größer als der des Altproduktes ist.

Der Einfluss des Korrelationskoeffizienten  $r$  und des Preises bzw. Nettonutzens des Neuproduktes lassen sich wie folgt zusammenfassen: (1) Je höher der Korrelationskoeffizient ist, desto größer ist der *absolute* Wert der *relativen* Abweichungen. (2) Je niedriger der Preis und dementsprechend höher der mittlere Nettonutzen des Neuproduktes ist, desto größer sind solche Abweichungen. Hat folglich ein Neuprodukt einen *deutlichen* Nutzenvorsprung vor dem Altprodukt, ist eine positive Korrelation zwischen Zahlungsbereitschaften dieser Produkte zugunsten des Neuproduktabsatzes. Bei kleineren Unterschieden im Nettonutzen beeinflusst die Korrelation eher negativ den Absatz des Neuproduktes.

Für die Praxis implizieren die Ergebnisse dieser Sensibilitätsanalyse, dass die mit dem IED-Modell vorhergesagten kumulierten sowie nicht kumulierten Absatzzahlen sowohl unterschätzt als auch überschätzt werden, wenn ein starker Zusammenhang zwischen Zahlungsbereitschaften besteht (siehe Tabelle C-8).

### **b) Die Unabhängigkeitsannahme zwischen Zahlungsbereitschaften und dem Bekanntheitsgrad**

#### ***Simulationsannahmen***

Eine weitere Annahme des IED-Modells ist die Unabhängigkeit zwischen der individuellen Zahlungsbereitschaft und dem Bekanntheitsgrad eines Produktes. Obwohl diese Annahme nicht realistisch ist, wird sie in Innovationsdiffusionsmodellen oft verwendet (z.B. Dodson/Muller 1978, Kalish 1985). Eine der Gründe für deren Anwendung ist eine übersichtliche Modellstruktur und eine leichtere statistische Schätzung, die nicht mit der Multikollinearität behaftet ist.

Obwohl es kaum möglich ist, die oben beschriebenen Abhängigkeiten in Innovationsdiffusionsmodellen darzustellen und zu schätzen, wäre es interessant zu wissen, wie sie den Innovationsdiffusionsablauf beeinflussen. Für die Untersuchung dieser

Frage wird hier wieder eine Sensibilitätsanalyse gewählt. Dabei unterliegen zu untersuchende Formulierungen des IED-Modells folgenden Bedingungen:

- Es wird angenommen, dass nur ein Produkt auf dem Markt zur Verfügung steht, und dass die Konsumentenzahlungsbereitschaften und dementsprechend der Nettonutzen einer Normalverteilung folgen.
- Das Neuprodukt kann nicht wiedergekauft werden.
- Diese Analyse wird nur auf eine Annahmekonstellation bezüglich Informationsverbreitung eingeschränkt: Die interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad und die Werbung hat eine konstante Wirkung (siehe Tabelle C-4).

Der Bekanntheitsgrad eines Produktes hängt von der Zeit und dem Nettonutzen eines Konsumenten ab. Dabei gilt: Je größer der Nettonutzen eines Produktes  $u$  bei einem Konsumenten ist, desto höher ist der Bekanntheitsgrad eines Produktes  $u$  bei dem Konsument. Der Bekanntheitsgrad des Produktes ist dabei gleich für alle Konsumenten mit gleichem Nettonutzen. Mathematisch werden die beschriebenen Zusammenhänge durch die Erweiterung des zeitabhängigen Bekanntheitsgrades mit einem nettonutzenabhängigen Exponenten abgebildet:

$$(C-83) \quad q(t, u) = \left( \frac{1 - e^{-(b+c)t}}{1 + \frac{b}{c} e^{-(b+c)t}} \right)^{\arccotg(u) / \pi + 0,5}.$$

Die Abbildung C-12 zeigt den zeitlichen Ablauf des Bekanntheitsgrades des Produktes für Konsumenten mit verschiedenen Nettonutzen. Aus der Abbildung folgt, dass der Bekanntheitsgrad bei Konsumenten mit größerem Nutzen immer höher ist, als bei Konsumenten mit niedrigerem Nutzen.

Die Formulierung des IED-Modells, die sich aus den oben beschriebenen Annahmen ergibt, ist in der Tabelle C-9 dargestellt.

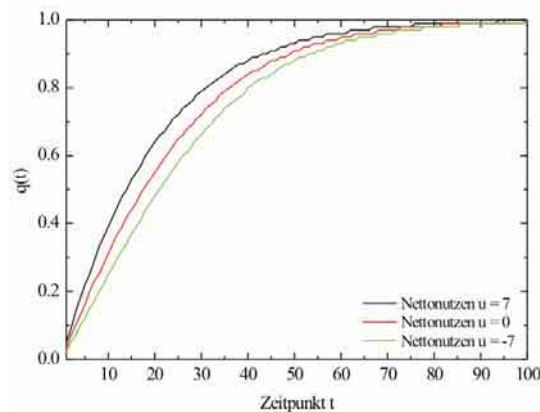


Abbildung C-12 Der Bekanntheitsgrad  $q(t,u)$  für drei verschiedene Nettonutzen.

Mit Zusammenhang	Ohne Zusammenhang
$S_t = m \cdot q_{tu} \int_0^{+\infty} h(u,t) du - Y_t$ $q_{tu} = \left( \frac{1 - e^{-(b+c)t}}{1 + \frac{b}{c} e^{-(b+c)t}} \right)^{-\text{Arc tan}(0,2u)/\pi+0,5}$	$S_t = m \cdot q_t \int_0^{+\infty} h(u,t) du - Y_t$ $q_t = \left( \frac{1 - e^{-(b+c)t}}{1 + \frac{b}{c} e^{-(b+c)t}} \right)^{-\text{Arc tan}(0)/\pi+0,5} = \left( \frac{1 - e^{-(b+c)t}}{1 + \frac{b}{c} e^{-(c+b)t}} \right)^{0,5}$
<p>Wobei</p> $h(u_1,t) = \frac{e^{-\frac{(u-\mu+p(t))^2}{2\sigma^2}}}{\sigma\sqrt{2\pi}}; \quad Y_{t-1} = \sum_{i=1}^{t-1} S_i;$ <p><math>m = 500; b = 0,04; c = 0,02; p(t) = 10; \mu = 10; \sigma = 8</math></p>	

Tabelle C-9 Simulationsmodelle für den Monopolmarkt ohne Wiederholungskäufe mit und ohne Berücksichtigung des Zusammenhangs zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes.

### Simulationsergebnisse

Das Hauptergebnis dieser Simulationsstudie ist, dass die Vernachlässigung der Zusammenhänge zwischen Bekanntheitsgrad und Nettonutzen eines Produktes bei einem Konsumenten zur verzerrten Abbildungen des Innovationsdiffusionsprozesses führt. Wie in den Abbildungen C-13 und C-14 gezeigt wird, werden die Verkäufe am Anfang des Innovationsdiffusionsprozesses unterschätzt und am Ende überschätzt. Im IED-Modell wird also nicht berücksichtigt, dass sich die Informationen über das Neuprodukt viel schneller unter den „Anhänger“ des Produktes verbreiten und dieses Phänomen zu höheren Absätzen am Anfang des Prozesses führt. Am Ende des Inno-

vationsdiffusionsprozesses bleiben unter den Nicht-Adoptoren vorwiegend die „gleichgültigen“ Konsumenten mit niedrigen Zahlungsbereitschaften übrig. Diese Konsumentenstruktur schwächt die Wirkung der Informationsverbreitung ab. Da beim IED-Modell angenommen wird, dass ein Produkt irgendwann bei allen Konsumenten bekannt ist, wird das Marktpotential eines Produktes durch die Berücksichtigung von Zusammenhängen zwischen Bekanntheitsgrad und Nettonutzen nicht beeinflusst. Beispielsweise wird in beiden hier dargestellten IED-Modellen (siehe Abbildung C-14) ein Gesamtabsatz von 250 erreicht.

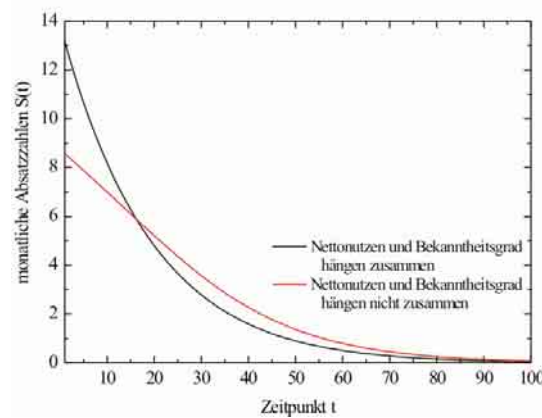


Abbildung C-13 Verkäufe pro Zeitperiode mit und ohne Berücksichtigung der Zusammenhänge zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes.

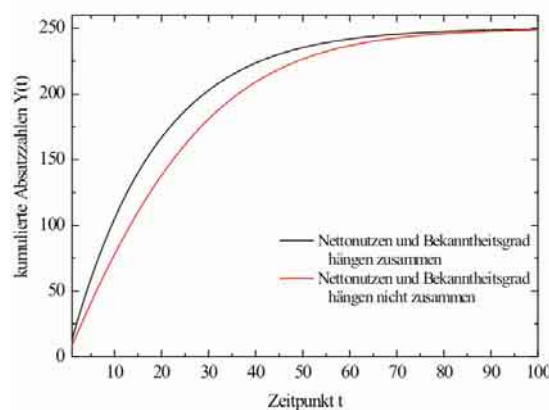


Abbildung C-14 Kumulierte Verkäufe pro Zeitperiode mit und ohne Berücksichtigung der Zusammenhänge zwischen dem Bekanntheitsgrad und dem Nettonutzen des Produktes.

## V. Zusammenfassung des IED-Modell

In den vorhergehenden Abschnitten wurde das IED-Modell dargestellt. Das IED-Modell verfügt über eine Grundstruktur (C-13), die mit unterschiedlichen Annahmen gefüllt werden kann (siehe Tabelle C-5). Abhängig davon, welche der Annahmen für bestimmte Phänomene getroffen werden, ändert sich die explizite Struktur des IED-Modells. Dabei ist die Anzahl der möglichen expliziten IED-Modelle sehr hoch. In diesem Abschnitt (siehe Tabelle C-7, C-8, C-9, C-10) werden nur einige dieser Lösungen vorgestellt und mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen verglichen. Im Kapitel D werden eine Simulationsstudie und eine empirische Analyse mit Hilfe des IED-Modells durchgeführt.

Um die Qualität eines Modells zu beurteilen, ist es sinnvoll, dieses mit anderen Modellen, die bereits in der Marketingliteratur vertreten sind, zu vergleichen. In diesem Abschnitt werden vier Varianten des IED-Modells mit Modellen verglichen, die jeweils ähnliche Grundannahmen behandeln. Dabei erfolgt die Einteilung der verglichenen Modelle anhand der in Kapitel B erarbeiteten Systematik (Tabelle C-10).

Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den <b>Monopolmarkt</b>	Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den <b>Mehrproduktmarkt</b>
Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit <b>Wiederholungskäufen</b> für den <b>Monopolmarkt</b>	Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit <b>Wiederholungskäufen</b> für den <b>Mehrproduktmarkt</b>

*Tabelle C-10 Vier Beispiele für mögliche Modellvarianten des IED-Modells.*

### V.1. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt und Erstkäufe

Die Modelle dieser Klasse beschreiben die Innovationsdiffusion für den Monopolmarkt und berücksichtigen nur Erstkäufe. In Tabelle C-11 werden die verschiedenen möglichen expliziten Formen des IED-Modells für den Monopolmarkt dargestellt. Als Vergleich sind auch die Modelle aufgeführt, die gemäß Abschnitt B.II.5. ebenfalls zu dieser Klasse gehören. Im Folgenden wird auf die Unterschiede und Gemeinsamkeiten dieser Modelle mit dem IED-Modell eingegangen.

### a) Modellstruktur

Die meisten Modelle mit Marketing-Mix-Variablen für Monopolmärkte stützen sich auf das Bass-Modell (1969), z.B. Robinson/Lakhani (1975) und Bass et al. (1994). Hier wird Nicht-Adoptoren  $m - Y_t$  eine Übernahmewahrscheinlichkeit zugewiesen, die vom Preis sowie von den Innovations- und Imitationsparametern  $c_1$  und  $c_2$  abhängt. Die Bass-ähnliche Modellstruktur setzt also voraus, dass alle Konsumenten am Markt  $m$  die Innovation irgendwann übernehmen. Die Marktgröße  $m$  ist somit die Anzahl aller potentiellen Konsumenten. Der Preis und die Innovations- und Imitationsparameter  $c_1$  und  $c_2$  bestimmen nur den Zeitpunkt der Übernahme und nicht, ob die Übernahme überhaupt stattfindet. Eine mögliche Änderung der Anzahl potentieller Konsumenten, z. B. durch Einstellungsänderungen, kann mit dieser Struktur zunächst nicht abgebildet werden. Einige Modelle versuchen dies durch eine zusätzliche Modellierung der zeitlichen Änderung der Marktgröße  $m$  zu verbessern (z.B. Horsky 1990).

Im IED-Modell dagegen wird die Anzahl der kaufbereiten Konsumenten durch deren Informationsstand und Zahlungsbereitschaft bestimmt. Von dieser Anzahl werden die Konsumenten abgezogen, die bis zum Zeitpunkt  $t$  das Produkt bereits gekauft haben. Das Ergebnis ist die Anzahl der Adoptoren in  $t$ . Eine ähnliche Struktur hat auch das Kalish-Modell (1985). Es ermöglicht ebenfalls abzubilden, dass nicht alle am Markt agierenden Konsumenten  $m$  die Innovation übernehmen. Wie viele Konsumenten am Markt die Innovation tatsächlich übernehmen, hängt von Faktoren wie Preis und Erwerbsgelegenheit ab. Es ist somit möglich, im Gegensatz zu den auf dem Bass-Ansatz basierenden Modellen, die potentielle Marktgröße abhängig von verschiedenen Variablen zu bestimmen.

### b) Interpersonelle Kommunikation

In den meisten aggregierten Modellen mit Marketing-Mix-Variablen auf dem Monopolmarkt beeinflusst die interpersonelle Kommunikation die Adoptionswahrscheinlichkeit einer Innovation (z.B. Robinson/Lakhani 1975, Bass et al. 1994). Nur selten wird in aggregierten Modellen angenommen, dass die interpersonelle Kommunikation auch die Wahrnehmung der Innovation beeinflusst (z.B. Kalish 1985).

Im IED-Modell liegt die Annahme vor, dass die interpersonelle Kommunikation sowohl die Produktwahrnehmung als auch den Informationsstand der Konsumenten beeinflussen kann. Werden beide Einflüsse gleichzeitig in das Modell einbezogen, ist es wegen des Multikollinearitätsproblems statistisch nicht möglich, das Modell korrekt zu schätzen. Daher können zwei verschiedene Modelltypen gebildet werden, die nur den einen oder anderen Einfluss berücksichtigen. Durch den Vergleich der empirischen Ergebnisse der beiden Modelltypen ist es möglich zu bestimmen, welcher Ansatz die besten Ergebnisse liefert. Im Kapitel D wird eine solche empirische Studie vorgestellt.

### **c) Einfluss des Preises**

Im Robinson/Lakhani-Modell (1975) sowie im allgemeinen Bass-Modell (Bass et al. 1994) beeinflusst der Preis die Adoptionswahrscheinlichkeit. Im Kalish-Modell (1985) hat der Preis einen direkten Einfluss auf die Anzahl der Adoptoren, die die Innovation überhaupt in Betracht ziehen. Diese beiden Ansätze sind in der Marketingliteratur weit verbreitet (z.B. Kamakura/Balasubramanian 1988, Horsky 1990) und zeigen gute empirische Evidenz. Daher gibt es keine einheitliche Theorie darüber, welcher der Ansätze am besten geeignet ist.

Im Gegensatz zu meisten hier dargestellten aggregierten Innovationsdiffusionsmodellen geht das IED-Modell in der Modellstruktur von der individuellen Ebene aus. Somit ist die Berücksichtigung des Preises theoretisch begründet. Der Preis beeinflusst direkt den Nettonutzen und damit die Anzahl der möglichen Adoptoren. Wenn im IED-Modell (wie auch im Robinson/Lakhani-Modell 1975) eine exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften angenommen wird, ist die Preiswirkung ähnlich der im Kalish-Modell (1985). Darüber hinaus bietet das IED-Modell unter der Annahme der logistischen Verteilung der Zahlungsbereitschaften eine andere Möglichkeit zur Implementierung der Preisfunktion. Diese beiden Annahmen werden detaillierter in der Simulationsstudie und in einer empirischen Studie analysiert (siehe Kapitel D).



				Formulierungen des IED-Modells	Beispiele von Alternativmodellen aus der Literatur mit gleichen Annahmen
Monopolmarkt	Wiederholungskäufe nicht möglich	Logistische Verteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = \frac{m \cdot d_{it} (1 - e^{-c_1 t})}{1 + e^{-(\mu + b_2 Y_{t-1} - P_t)}} - Y_{t-1}$	Robinson/Lakhani (1975) $S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}) e^{-k P_t}$ Kalish (1985) $S_t = \left( m \cdot e^{\frac{-b P_t (1+a)}{a + \left(\frac{Y_t}{m}\right)^2}} q_t - Y_{t-1} \right) k ;$ wobei $b, a, k$ Modellparameter, $m$ das Marktpotential, $p_t$ Preis, $q_t$ die Wahrscheinlichkeit, informiert zu sein, sind Bass et al.(1994) $S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}) x(t)$ $x(t) = \left( 1 + b_1 \frac{\Delta P_t}{P_t} + b_2 \frac{\Delta A_t}{A_t} \right)$
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_t = \frac{m \cdot d_{it}}{1 + e^{-(\mu + P_t)}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	
		Exponentielle Verteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = m e^{\frac{-P}{(\mu + b_2 Y_1)}} \cdot d_{it} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$	
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_t = m e^{\frac{P}{\mu}} \cdot d_{it} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	

Tabelle C-11 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt.

## **V.2. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit Wiederholungskäufen für den Monopolmarkt**

Hier wird das IED-Modell mit den Modellen verglichen, die die Innovationsdiffusion für Monopolmärkte abbilden und die berücksichtigen, dass die Innovation wiedergekauft werden kann, sowie dass der Preis einen Einfluss auf den Innovationsdiffusionsverlauf hat. In Tabelle C-12 sind diese Modelle gezeigt. Zum Vergleich sind die expliziten Formen des IED-Modells unter den gezeigten Annahmen dargestellt.

### **a) Modellstruktur**

Das Kamakura/Balasubramanian-Modell (1987) entspricht der Standardstruktur von Innovationsdiffusionsmodellen mit Wiederholungskäufen Ratchford et al. (2000). Hier bestehen die Absätze einer Innovation aus den Erstkäufen und den Wiederholungskäufen. Die Erstkäufe werden normalerweise mit einem Bass-ähnlichen Modell abgebildet. Die Wiederholungskäufe sind gleich dem Anteil der Konsumenten, deren bereits gekauftes Produkt nicht mehr funktioniert. Also wird in solchen Modellen angenommen, dass alle Konsumenten, die das Produkt schon einmal gekauft haben, es noch mal kaufen, unabhängig davon, wie sich z.B. das Preisniveau zu dem Zeitpunkt entwickelt hat.

Im IED-Modell wird ein neuer Ansatz präsentiert. Hier werden die Absätze einer Innovation zum Zeitpunkt  $t$  aus der Differenz zwischen den Käufern, die das Produkt kaufen würden und den Produktbesitzern gebildet. Dabei hängt die Anzahl der Produktbesitzer von der Produktlebensdauer ab. Die Anzahl der Käufer, die das Produkt kaufen würden, kann sich über die Zeit ändern und ist unter anderem eine Funktion vom Preis. Daher ist die Annahme, dass alle Adoptoren die Innovation unbedingt ersetzen, sobald die Innovationslebensdauer „abgelaufen“ ist, nicht mehr notwendig.

Wird angenommen, dass die Produktlebensdauer kürzer oder gleich 1 ist, reduziert sich das IED-Modell. In diesem Fall sind die Verkäufe gleich der Anzahl der Konsumenten, die über das Produkt informiert sind und deren Zahlungsbereitschaft größer als der Preis ist. Eine ähnliche Struktur wird von Lattin/Roberts (2000) vorgeschla-

gen. Im Gegensatz zum IED-Modell ist die treibende Kraft der Innovationsdiffusion im Lattin/Roberts-Modell die Produktwahrnehmung. Dabei wird die Informationsverbreitung über die Innovation jedoch nicht berücksichtigt.

### **b) Interpersonelle Kommunikation**

Im IED-Modell beeinflusst die interpersonelle Kommunikation entweder die Anzahl der Konsumenten mit Produktwissen oder die Anzahl der potentiellen Konsumenten (zahlungsbereiten Konsumenten). Somit sind sowohl die Erstkäufe, als auch die Wiederholungskäufe betroffen. Im Kamakura/Balasubramanian-Modell (1987) spielt die interpersonelle Kommunikation nur für die Erstkäufer eine Rolle. Im Lattin/Roberts-Modell beeinflusst die interpersonelle Kommunikation wie im IED-Modell sowohl die Erst- als auch die Wiederholungskäufe.

### **c) Preiswirkung**

Im Kamakura/Balasubramanian-Modell (1987) wird der Preis nur für die Abbildung von Erstkäufen berücksichtigt. In die Modellierung der Wiederholungskäufe fließt der Preis gar nicht ein. Im Lattin/Roberts-Modell beeinflusst der Preis wiederum sowohl die Erst- als auch die Wiederholungskäufe. Das Modell kann aber nur für kurzlebige Güter angewendet werden. Durch die Struktur des IED-Modells wird es ermöglicht, dass der Preis sowohl bei Erst- als auch bei Wiederholungskäufen einen Einfluss auf die Konsumentenentscheidungen nimmt. Dabei kann die Lebensdauer des Produktes beliebig lang sein. Somit ist das IED-Modell im Vergleich zu den beiden anderen Modellen vorteilhafter und universeller einsetzbar.

## **V.3. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Mehrproduktmarkt mit Erstkäufen**

In diesem Abschnitt werden die Modelle analysiert, die die Verbreitung einer Innovation auf dem Mehrproduktmarkt beschreiben. Dabei werden nur die Erstkäufe von einer Innovation sowie der Einfluss des Preises auf die Produktverkäufe berücksichtigt.

				Formulierungen des IED-Modells	Beispiele von Alternativmodellen aus der Literatur mit gleichen Annahmen
Monopolmarkt	Wiederholungskäufe möglich, Lebensdauer der Produkte = $I$	Logistische Verteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = \frac{m \cdot d_{it} (1 - e^{-c_1 t})}{1 + e^{-(\mu + b_2 S_t - P_t)/b_1}}$	<p>Kamakura/Balsasubramanian (1987)</p> $S_t = (c_1 + c_2 X_t) (m \cdot a \cdot P_t^b - X_t) + r_t,$ <p>wobei <math>X_t</math> die Produkteinheiten sind, die sich im Einsatz befinden und <math>r_t</math> diejenigen, die ersetzt werden. <math>c_1</math>, <math>c_2</math>, <math>a</math>, <math>b</math> sind Modellparameter, <math>m</math> ist das Marktpotential und <math>p</math> Produktpreis.</p> <p>Lattin/Roberts (2000)</p> $S_t = \frac{m}{U - L} \ln \left( \frac{1 + e^{\frac{U - a}{b + S_t}}}{1 + e^{\frac{L - a}{b + S_t}}} \right),$ <p>wobei <math>a</math>, <math>b</math>, <math>L</math> und <math>U</math> Modellparameter sind und <math>m</math> ist das Marktpotential.</p>
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_t = \frac{m \cdot d_{it}}{1 + e^{-(\mu - P_t)/b_1}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}}$	
		Exponentielle Verteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = m e^{-\frac{P_t}{(\mu + b_2 S_t)}} d_{it} (1 - e^{-c_1 t})$	
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_t = m e^{-\frac{P_t}{\mu}} d_{it} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}}$	

Tabelle C-12 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen für den Monopolmarkt mit Wiederholungskäufen.

### a) Modellstruktur

Werden Wettbewerbsprodukte in Betracht gezogen, erhält das IED-Modell eine etwas kompliziertere Form. Wird aber angenommen, dass nicht alle Konsumenten über die Innovation informiert sind sowie alle anderen Produktalternativen allen Konsumenten bekannt sind und in allen Verkaufsstellen zur Verfügung stehen ( $q_{it}=1$ ), reduziert sich das IED-Modell zu einer einfachen Gleichung. Diese reduzierte Gleichung unterscheidet sich nicht wesentlich von dem Jun/Park-Modell (1999). Der Unterschied besteht darin, dass die Adoptionswahrscheinlichkeit der Nicht-Adoptoren  $m-Y(t)$  im Jun/Park-Modell (1999) nur von der Produktwahrnehmung abhängt. Die Adoptionswahrscheinlichkeit im IED-Modell ist dagegen eine Funktion der Produktwahrnehmung (genau gesagt der Zahlungsbereitschaft) sowie der *Awareness* der Konsumenten. Somit ist das IED-Modell der allgemeine Fall des Jun/Park-Modells (1999).

## V.4. Deterministische, aggregierte Innovationsdiffusionsmodelle mit Marketing-Mix-Variablen mit Wiederholungskäufen für den Mehrproduktmarkt

Die hier dargestellten Modelle sind der allgemeine Fall der drei oben beschriebenen Modelle, weil sie sowohl die Interaktionen zwischen Produktalternativen als auch die Wiederholungskäufe berücksichtigen. Daher sind die Modelle recht kompliziert und rechnerisch aufwendig.

### a) Modellstruktur

Das IED-Modell ist so aufgebaut, dass seine Struktur für verschiedene Fälle anwendbar ist und zwar gleichgültig, ob zwei Produktalternativen gleichzeitig oder nacheinander am Markt eingeführt werden. Daher spielt die Sequenz der Markteinführungen keine Rolle. Die Struktur der Alternativmodelle ist hingegen so gestaltet, dass sie nur für eine Prognose sequenziell eingeführter Innovationen anwendbar sind (Norton/Bass 1987, Speece/MacLachlan 1992). Darüber hinaus erlauben diese Modelle die Abbildung von Erst- und Wiederholungskäufen nur dann, wenn die Lebensdauer der Produkte kurz ist.

				Formulierungen des IED-Modells	Beispiele von Alternativmodellen aus der Literatur mit gleichen Annahmen
Zweiproduktmarkt	Wiederholungskäufe nicht möglich	Extremwertverteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_{1t} = m \cdot a_{1t} - \frac{a_{1t} \sum_I Y_{it-1}}{\sum_I a_{it}}$ $a_{1t} = q_{1t} \left( (1 - q_{2t}) \left( 1 - e^{-\text{Exp}(b(\mu_1 + b_1 S_{it-1} - P_{1t}))} \right) + \frac{\text{Exp}(b(\mu_1 - P_{1t})) \left( 1 - e^{-\sum_I \text{Exp}(b(\mu_1 + b_1 S_{it-1} - P_{1t}))} \right)}{\sum_I \text{Exp}(b(\mu_1 + b_1 S_{it-1} - P_{1t}))} \right)$ <p>wobei <math>q_{it} = d_{it} (1 - e^{-ct})</math> ist.</p>	<p>Zweiproduktmarkt, Wiederholungskäufe nicht möglich, Preis beeinflusst die Produktdiffusion Jun/Park (1999)</p> $S_{1t} = \left( m - \sum_I Y_{it-1} \right) \frac{e^{V_{i1}}}{\sum_I e^{V_{ii}}},$ <p>wobei <math>V_{ii}</math> Nutzens des <math>i</math> Produktes ist, der sich aus der gewichteten Summe der Produkteigenschaften <math>b_j X_{jit}</math> und Diffusionseffekte <math>at+b</math> ergibt:</p> $V_{it} = at + b + \sum_j b_j X_{jit}$
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_{1t} = m \cdot a_{1t} - \frac{a_{1t} \sum_I Y_{it-1}}{\sum_I a_{it}}$ $a_{1t} = q_{1t} \left( (1 - q_{2t}) \left( 1 - e^{-\text{Exp}(b(\mu_1 - P_{1t}))} \right) + q_{1t} \frac{\text{Exp}(b(\mu_1 - P_{1t})) \left( 1 - e^{-\sum_I \text{Exp}(b(\mu_1 - P_{1t}))} \right)}{\sum_I \text{Exp}(b(\mu_1 - P_{1t}))} \right)$ <p>wobei <math>q_{it} = d_{it} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 - c_2 / c_1 e^{-(c_1 + c_2)t}}</math> ist</p>	

Tabelle C-13 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodell mit Marketing-Mix für den Mehrproduktmarkt.

### **b) Interpersonelle Kommunikation**

In den hier dargestellten alternativen Modellen beeinflusst die interpersonelle Kommunikation nur den Bekanntheitsgrad einer Innovation. Dagegen kann die interpersonelle Kommunikation im IED-Modell entweder den Bekanntheitsgrad oder die Innovationswahrnehmung und somit das Marktpotential einer Innovation beeinflussen.

### **c) Preiswirkung**

Nach meinem Wissenstand gibt es nur wenige Modelle, die sowohl Produktinteraktionen als auch Wiederholungskäufe und Preiswirkung beinhalten. Zu diesen seltenen Modellen gehört das Speece/MacLachlan-Modell (1992). Der Nachteil der in diesem Modell verwendeten Preisfunktionen besteht darin, dass sie keinen theoretischen Begründungen unterliegen. Speece/MacLachlan schlagen zwei explizite Formulierungen der Preisfunktion vor, erklären aber nicht, worauf sie basieren. Die Preisfunktion im IED-Modell hat zwar eine recht komplizierte Form, sie stützt sich aber auf Überlegungen zu den Zahlungsbereitschaften in der Bevölkerung. Somit ist diese Funktion theoretisch plausibler.

				Formulierungen des IED-Modells	Beispiele von Alternativmodellen aus der Literatur mit gleichen Annahmen
Zweiproduktmarkt	Wiederholungskäufe möglich, Lebensdauer der Produkte = 1	Extremwertverteilung	Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_{1t} = mq_{1t} \left( (1 - q_{2t}) \left( 1 - e^{-Exp(b(\mu_1 + b_1 S_{1t} - P_{1t}))} \right) \right. \\ \left. + q_{2t} \frac{Exp(b(\mu_1 + b_1 S_{1t} - P_{1t})) \left( 1 - e^{-\sum_i Exp(b(\mu_i + b_i S_{it} - P_{it}))} \right)}{\sum_i Exp(b(\mu_i + b_i S_{it} - P_{it}))} \right)$ <p>wobei <math>q_{it} = d_{it} (1 - e^{-ct})</math> ist.</p>	<p>Norton/Bass (1987)</p> $S_{1t} = m_1 F_{1t} - m_1 F_{1t} F_{2t}$ $S_{2t} = m_2 F_{2t} + m_1 F_{1t} F_{2t}$ <p>Speece/MacLachlan (1995)</p> $S_{1t} = m_1 F_{1t} f(P_{1t}) - m_1 F_{1t} F_{2t} f(P_{1t}) f(P_{2t})$ $S_{2t} = m_2 F_{2t} f(P_{2t}) + m_1 F_{1t} F_{2t} f(P_{1t}) f(P_{2t})$ <p>wobei <math>G_{pi}</math> die Preisfunktion ist. Sie kann auf zwei verschiedene Weisen abgebildet werden:</p> $f(P_{it}) = \left( \frac{P_{it}}{P_t^*} \right)^{-a} \quad \text{oder} \quad f(P_{it}) = e^{-\frac{aP_{it}}{P_t^*}}$
			Werbeeinfluss konstant, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Bekanntheitsgrad	$S_{1t} = mq_{1t} \left( (1 - q_{2t}) \left( 1 - e^{-Exp(b(\mu_1 - P_{1t}))} \right) + \right. \\ \left. q_{2t} \frac{Exp(b(\mu_1 - P_{1t})) \left( 1 - e^{-\sum_i \sum_j Exp(b(\mu_i - P_{it}))} \right)}{\sum_i Exp(b(\mu_i - P_{it}))} \right)$ <p>wobei</p> $q_{it} = d_{it} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 - \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} \quad \text{ist.}$	<p>wobei <math>p^*</math> der Durchschnittspreis und <math>p_i</math> der Preis der Generation <math>i</math> ist.</p>

Tabelle C-14 Das IED-Modell und die deterministischen Innovationsdiffusionsmodelle für den Mehrproduktmarkt mit Wiederholungskäufen.



**D. Praktische Anwendung des IED-Modells:  
Simulationsstudie und empirische Analyse**

## **I. Einführung**

Innovationsdiffusionsmodelle werden entwickelt um Innovationsdiffusionsprozesse zu beschreiben und vorherzusagen. Ein erfolgreiches Modell sollte eine mathematische Form besitzen, die sich auf die Innovationsdiffusionstheorie stützt. Gleichzeitig muss das Modell aber auch eine gute empirische Evidenz aufweisen. Deshalb soll in diesem Abschnitt das IED-Modell praktisch angewendet werden. Dabei wird seine Vorhersagefähigkeit überprüft und seine Fähigkeit getestet, Innovationsdiffusionsprozesse korrekt darzustellen. Diese Analyse wird anhand von Monte-Carlo-Simulationen und realen Daten für einen Monopolmarkt ohne Wiederholungskäufe durchgeführt.

Die Monte-Carlo-Simulation ist eine stochastische Methode, welche die graphische Abbildung eines Modells unter Berücksichtigung von verschiedenen Parametern ermöglicht (Tabelle D-2). Im Gegensatz zu einfachen Simulationen werden bei Monte-Carlo-Simulationen immer zufällige Abweichungen in die Simulation einbezogen. Monte-Carlo-Simulationen finden in vielen Bereichen der Natur- und Wirtschaftswissenschaften eine breite Anwendung. Nichtsdestotrotz wurden sie bisher nur sehr selten in der Innovationsdiffusionsmodellierung verwendet (z.B. van den Bulte/Lilien 2001, Franses 2003, Grishchenko/Schade 2005). Diese Arbeit zeigt als eine der ersten, wie Monte-Carlo-Simulationen in der Innovationsdiffusionsforschung eingesetzt werden können.

Neben der graphischen Darstellung von Innovationsdiffusionsprozessen generieren Monte-Carlo-Simulationen Diffusionsdaten. Damit ist es möglich, die Eignung von verschiedenen ökonometrischen Ansätzen zur Modellschätzung detailliert zu untersuchen. Nur wenn bekannt ist, wie gut ein Schätzverfahren die in der Simulation verwendeten Parameter wiedergibt, kann eine Aussage getroffen werden, ob das Schätzverfahren geeignet ist. Hier werden zwei verschiedene Schätzverfahren miteinander verglichen. Diese Vorgehensweise, die Schätzverfahren vor der Anwendung an realen Daten zu untersuchen, ist neu in der Innovationsdiffusionsforschung.

Nach der Monte-Carlo-Analyse des IED-Modells und den Schätzmethoden wird das IED-Modell mit fünf prominenten Innovationsdiffusionsmodellen (Fourt/Woodlock

1960, Bass 1969, Robinson/Lakhani 1975, Kalish 1985, Bass et al. 1994) anhand von realen Absatzdaten verglichen. Die Absatzdaten beinhalten die Verkaufszahlen eines speziellen Softwareproduktes, welches nur einmal gekauft werden kann. Der empirische Test zeigt, dass das IED-Modell vielen Innovationsdiffusionsmodellen überlegen ist.

## **II. Monte-Carlo-Simulationen und Schätzung des IED-Modells**

Wie in Kapitel B bereits beschrieben, hängt der Innovationsdiffusionsprozess von einer Vielzahl verschiedener Faktoren ab. Bei der Modellierung können nur die wichtigsten dieser Faktoren einbezogen werden, anderenfalls werden die Innovationsdiffusionsmodelle für die praktische Anwendung zu komplex. Demzufolge unterscheiden sich die theoretisch modellierten Diffusionskurven von den in der Realität beobachteten. Die realen Diffusionskurven zeigen oft Schwankungen, die durch verschiedene, zufällige und kaum im Voraus vorhersagbare Faktoren zustande kommen.

Eine Methode, solche zufälligen Schwankungen abzubilden, ist die Monte-Carlo-Simulation. In diesem Abschnitt wird mittels der Monte-Carlo-Simulationen dargestellt, wie die Innovationsdiffusionsprozesse gemäß dem IED-Modell ablaufen, wenn zufällige Schwankungen in Betracht gezogen werden. Dabei wird gezeigt, wie sich die Abläufe der Innovationsdiffusionsprozesse unterscheiden, wenn dem IED-Modell verschiedene Annahmen zugrunde liegen.

Außerdem werden mit der gewonnenen Daten der Monte-Carlo-Simulation zwei Schätzverfahren für das IED-Modell getestet. Der Test von Schätzverfahren anhand von simulierten Daten ist dem Test mit realen Daten vorzuziehen, da nur in diesem Fall die wahren Parameterwerte bekannt sind und somit Verzerrungen, die durch das Schätzverfahren entstehen, festgestellt werden können.

### **II.1. Monte-Carlo-Simulation: Ablauf und Interpretation der Ergebnisse**

Für vier verschiedene Formulierungen des IED-Modells wurden Monte-Carlo-Simulationen durchgeführt. Die vier Formulierungen unterscheiden sich im Hinblick auf die Annahmen bzgl. der Verteilung von Zahlungsbereitschaften (exponentielle oder

logistische Verteilungen) und der Wirkung der interpersonellen Kommunikation (Einfluss auf die Zahlungsbereitschaften oder den Bekanntheitsgrad). Die theoretische Analyse dieser Annahmen erfolgte im vorherigen Kapitel C.IV. Hier wird deren Wirkung auf den Innovationsverlauf und die statistische Schätzung des IED-Modells überprüft. Gemeinsam haben diese Formulierungen ihre Grundfunktion: Alle beschreiben die Innovationsdiffusion für einen Monopolmarkt, auf welchem nur Erstkäufe möglich sind. Darüber hinaus wurden in der Simulation zwei mögliche Preisstrategien zugelassen: konstanter und fallender Preis. Damit ergeben sich insgesamt acht Simulationsmodelle (4 Modellversionen x 2 Preisstrategien, Tabelle D-1). Jede dieser Modellsimulationen wurde 50 Mal für 150 Zeitpunkte durchgeführt.

	Logistische Verteilung von Zahlungsbereitschaften	Exponentielle Verteilung von Zahlungsbereitschaften
<b>Interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften</b>	Preis ist konstant Preis ist fallend	Preis ist konstant Preis ist fallend
<b>Interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produktbekanntheitsgrad</b>	Preis ist konstant Preis ist fallend	Preis ist konstant Preis ist fallend

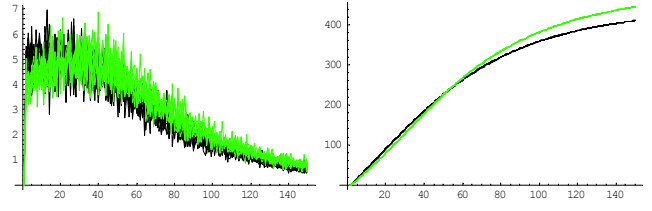
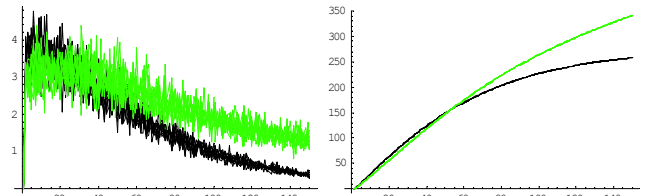
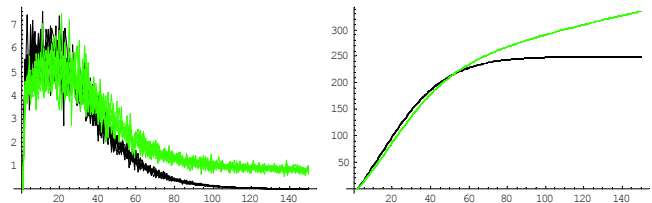
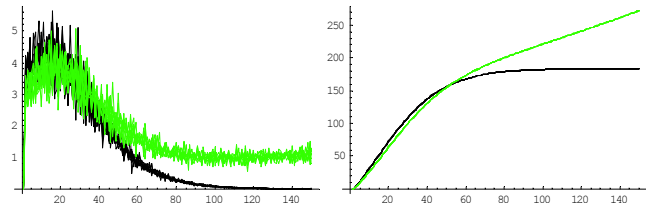
Tabelle D-1 Acht Simulationsmodelle.

Jeder Monte-Carlo-Simulation liegt eine Simulationsgleichung zugrunde. Die Grundstruktur der hier realisierten Simulationen kann mit folgender Gleichung beschrieben werden:

$$(D-1) \quad S_t^* = S_t(P_t, Y_{t-1})(1 + 0,1\varepsilon_t).$$

Für die Modellgleichung  $S_t(P_t, Y_{t-1})$ , wird die explizite Form des IED-Modells unter Berücksichtigung der jeweiligen Annahmen verwendet. Diese sind in Tabelle D-2 aufgelistet. Das IED-Modell beschreibt erstmal nur die Drift der Absatzzahlen. Um Schwankungen, die durch die vernachlässigten Einflussgrößen entstehen, zu modellieren, wird die Drift mit einem Störterm multipliziert. Der zeitunabhängige Zufallsterm  $\varepsilon_t$  folgt dabei einer Normalverteilung  $N(0,1)$ . Die kumulierten Verkäufe  $Y_t$  ergeben sich aus der Summe der bisherigen Verkäufe:

$$(D-2) \quad Y_t = \sum_{i=1}^t S_i^*.$$

<div>Annahme bzgl. der Verteilung der Zahlungsbereitschaften in der Bevölkerung</div> <div>Annahme bzgl. der interpersonellen Kommunikation</div>	Logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaften	Exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften
Parameterwerte: m=500, c <sub>1</sub> =0.02, c <sub>2</sub> =0.04, b <sub>1</sub> =5.5, b <sub>2</sub> =0.025, ε <sub>t</sub> ~N(0, 1), μ=10, p=10 oder p=12-0.04t		
Interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = \left( \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu + b_2 Y_t - P_t)/b_1}} \right) (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1} \right) (1 + 0,1 \varepsilon_t)$ 	$S_t = \left( m e^{\frac{P_t}{(\mu + b_2 Y_t)}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1} \right) (1 + 0,1 \varepsilon_t)$ 
Interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produktbekanntheitsgrad	$S_t = \left( \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu - P_t)/b_1}} \right) \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1} \right) (1 + 0,1 \varepsilon_t)$ 	$S_t = \left( m e^{-\frac{P_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1} \right) (1 + 0,1 \varepsilon_t)$ 

Schwarze Diffusionsverläufe entsprechen einem konstanten Preis, Grüne dem linear sinkenden Preis

Tabelle D-2 Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen für verschiedene Formen des IED-Modells.

Da die Größe  $Y_{t-1}$  in Gleichung (D-1) für die Berechnung von  $S_t$  benutzt wird, hat die Gleichung (D-1) eine rekursive Form. Die Größe  $Y_{t-1}$  beinhaltet Schwankungen aller Vorperioden. Somit werden die Verkäufe im Zeitpunkt  $t$  nicht nur durch die zufälligen Schwankungen  $\varepsilon_t$  in  $t$  beeinflusst. Stattdessen hängen die Verkäufe  $S_t$  von der gesamten Vorgeschichte des jeweiligen Diffusionsprozesses ab.

Jeder Simulationsverlauf besteht also aus einem durch die Modellgleichung vorgegebenen Trend und heteroskedastischen<sup>21</sup> Schwankungen, die von einer normal verteilten Zufallsgröße und der Größe des Trends abhängig sind. Die explizite Modellgleichung, die Parameterwerte und die sich daraus ergebenden Innovationsdiffusionsverläufe werden in Tabelle D-2 vorgestellt.

Wie bereits erwähnt, ist eine der Aufgaben der Monte-Carlo-Simulationen die visuelle Darstellung des stochastischen Innovationsdiffusionsprozesses. In Tabelle D-2 werden die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen für vier verschiedene Formulierungen des IED-Modells vorgestellt. Die Parameterwerte einschließlich der Mittelwerte der beiden Verteilungen (exponentielle und logistische Verteilung) sind für alle Modellversionen gleich. Dargestellt sind sowohl kumulierte als auch nicht-kumulierte Diffusionskurven. In jeder Abbildung werden die Diffusionskurven für den Fall des konstanten (schwarz) sowie des linear fallenden Preises (grün) gezeigt. Die Streuung in den Diffusionsverläufen entsteht durch den heteroskedastischen Fehlerterm.

Die Form der nicht-kumulierten Kurven unterscheidet sich vor allem durch die Annahme über die Wirkung der interpersonellen Kommunikation. Beeinflusst die interpersonelle Kommunikation den Produktbekanntheitsgrad, so haben die nicht-kumulierten Kurven eine ausgeprägte Glockenform. In diesem Fall entspricht die Kurvenform der Bass-Darstellung von Innovationsdiffusionsprozessen. Nimmt die interpersonelle Kommunikation hingegen Einfluss auf die Zahlungsbereitschaft, dann haben die Kurven einen nahezu monoton abfallenden Verlauf. Dies stimmt z.B. mit der Fourt/Woodlock-Darstellung von Innovationsdiffusionsprozessen überein. Dagegen beeinflusst die Annahme über die Verteilung der Zahlungsbereitschaften die Form des Innovationsdiffusionsverlaufes kaum. Die absolute Adoptionszahl zu jedem Zeitpunkt unterscheidet sich jedoch für beide Annahmen der Zahlungsbereitschaft deut-

---

<sup>21</sup> Der Prozess heißt heteroskedastisch, wenn seine Varianz nicht konstant ist.

lich. Wird eine logistische Verteilung angenommen, dann sind die absoluten Adoptionszahlen in dieser Simulation größer als bei einer exponentiellen Verteilung.

Die Preispolitik hat sowohl auf den Verlauf des Innovationsdiffusionsprozesses, als auch auf die absoluten Adoptionszahlen einen Einfluss. Der in der Simulation eingesetzte linear sinkende Preisverlauf hat in allen vier Fällen zur Folge, dass das Maximum des Absatzes sich zu einem späteren Zeitpunkt hin verschiebt. Dies ist darin begründet, dass der konstante Preis zunächst niedriger ( $P = 10$ ) ist als der Startwert des fallenden Preises ( $P = 12 - 0,04t$ ). Die absoluten Adoptionszahlen zu späteren Zeitpunkten (spätestens *nach 50 Zeiteinheiten*) liegen deutlich über denen des konstanten Preises, da der sinkende Preis nach diesem Zeitpunkt kleiner ist, als der konstante Preis. Besonders deutlich ist der Preiseinfluss bei den kumulierten Verläufen zu sehen. Die Sättigung des Marktes wird bei konstantem Preis früher erreicht. Darüber hinaus ist der kumulierte Absatz bei einem linear sinkenden Preis höher. Dies entspricht also der Erwartung: Je niedriger der Preis im Verlauf der Zeit wird, umso mehr Konsumenten haben einen positiven Nettonutzen und übernehmen die Innovation.

Alle im Rahmen dieser Simulation gezeigten Kurven entsprechen in ihrem Verlauf den theoretischen Erwartungen eines Innovationsdiffusionsprozesses. Der Verlauf der Innovationsdiffusion stimmt dabei mit bekannten Modellen aus der Literatur überein. Es ist somit möglich, mit dem neuen Ansatz des IED-Modells sinnvoll eine Innovationsdiffusion zu modellieren. Insbesondere zeigt sich die universelle Anwendbarkeit des IED-Modells dadurch, dass je nach der Art der Annahmen bezüglich der Zahlungsbereitschaften und des Einflusses der interpersonellen Kommunikation das IED-Modell mit verschiedenen Modellen, die nur für bestimmte Annahmen gültig sind, übereinstimmt. Für einen konstanten Preis und für den Fall, dass die interpersonelle Kommunikation den Bekanntheitsgrad beeinflusst, entspricht das IED-Modell dem Bass-Modell (1969).

## II.2. Schätzung von simulierten Daten

In diesem Abschnitt werden zwei Schätzmethoden für das IED-Modell vorgeschlagen und analysiert. Im Anschluss werden diese Schätzmethoden anhand der im vor-

herigen Abschnitt vorgestellten simulierten Daten getestet. Im nächsten Abschnitt werden die Schätzmethoden in einer empirischen Studie eingesetzt.

Die Schätzung anhand der durch die Monte-Carlo-Simulationen generierten Daten ermöglicht einen zuverlässigen Test der Schätzmethoden. Dies ergibt sich aus der Tatsache, dass das Simulationsmodell und die Simulationsparameter bekannt sind. Folglich entspricht die Struktur des Schätzmodells dem vorgegebenen Simulationsmodell. Auf diese Weise wird eine Modellmissspezifikation, die im Falle von realen Daten auftreten kann, ausgeschlossen. So können die aus der Schätzung resultierenden Parameterverzerrungen nur durch die Schätzmethode erklärt werden. Bei der Schätzung realer Daten können Schwierigkeiten bei der Modellanwendung sowohl durch das Schätzverfahren selbst als auch die falsche Wahl des Modells erklärt werden. Daher kann durch die Anwendung simulierter Daten eine saubere Analyse bzgl. der Güte des Schätzverfahrens durchgeführt werden. Bei dieser Analyse ist es insbesondere von Bedeutung, ob die Parameterschätzungen signifikant sind und ob die wahren Parameterwerte, die aus der Monte-Carlo-Simulation bekannt sind, im Konfidenzintervall der entsprechenden Schätzungen liegen. Dies wird in diesem Abschnitt analysiert. Zunächst werden jedoch die zwei hier angewendeten Schätzmethoden vorgestellt.

Die Struktur des IED-Modells für den Monopolmarkt nur mit Erstkäufen kann grob wie folgt beschrieben werden:

$$(D-3) \quad S_t = ma_t - Y_{t-1},$$

wobei  $S_t$  die nicht-kumulierten und  $Y_t$  die kumulierten Verkäufe zum Zeitpunkt  $t$  sind und wobei  $a_t$  eine Funktion ist, die durch den Preis und den Anteil der Kaufmöglichkeiten bedingt ist. Unter verschiedenen Annahmen in Bezug auf die Verteilungen der Zahlungsbereitschaften und die Wirkung der interpersonellen Kommunikation ergeben sich vier Modelle, die bereits im Kapitel C ausführlich beschrieben wurden



(siehe Tabelle D-2). In den beiden nun folgenden Ansätzen zur Parameterschätzung wird die gewichtete Methode der kleinsten Quadrate<sup>22</sup> verwendet.

Das Regressionsmodell des ersten Ansatzes geht vom Simulationsmodell aus und basiert auf dessen Gleichung:

$$(D-4) \quad S_t = (ma_t - Y_{t-1})(1 + 0,1\varepsilon_t).$$

Die Varianz der zufälligen Schwankungen ist somit proportional zum Ausdruck  $(ma_t - Y_{t-1})$ . In diesem Fall spricht man von heteroskedastischen Daten. Damit diese Heteroskedastizität berücksichtigt wird, muss eine gewichtete Schätzmethode angewandt werden. Die wahre Gewichtung  $(ma_t - Y_{t-1})$  des Fehlerterms  $\varepsilon_t$  ist jedoch bei der Schätzung aus den Daten nicht bekannt (denn schließlich soll  $a_t$  geschätzt werden). Aus diesem Grund wird angenommen, dass die tatsächlichen Verkäufe  $S_t$  annähernd gleich dem Ausdruck  $(ma_t - Y_{t-1})$  sind und der Fehlerterm  $\varepsilon_t$  mit der bekannten Anzahl der Adoptionen  $S_t$  gewichtet werden kann. Die Regressionsgleichung hat dann folgende Form:

$$(D-5) \quad S_t = ma_t - Y_{t-1} + 0,1\varepsilon_t \cdot S_t.$$

Das Regressionsmodell des zweiten Ansatzes ist eine modifizierte Form des Ansatzes von Srinivasan/Mason (1986). Im Gegensatz zu deren Formulierung wird hier ein heteroskedastischer Fehlerterm angenommen:

$$(D-6) \quad S_t = (ma_t - ma_{t-1})(1 + 0,1\varepsilon_t),$$

wobei die kumulierten Verkäufe  $Y_{t-1}$  im Gegensatz zur Gleichung (D-4) durch das Produkt  $ma_{t-1}$  ersetzt werden. Bei der zweiten Schätzmethode wird angenommen,

---

<sup>22</sup> Die gewichtete Methode der kleinsten Quadrate ermöglicht die Berücksichtigung der Datenheteroskedastizität.

dass die Größe  $S_t$  sich dem Ausdruck  $(ma_t - ma_{t-1})$  nähert und der Fehlerterm demzufolge mit  $S_t$  gewichtet wird. Damit ergibt sich folgende Regressionsgleichung:

$$(D-7) \quad S_t = ma_t - ma_{t-1} + 0,1\varepsilon_t \cdot S_t.$$

Der Unterschied der beiden Methoden besteht also darin, dass die tatsächlichen kumulierten Verkäufe  $Y_{t-1}$  aus dem ersten Ansatz durch die analytische Funktion  $ma_{t-1}$  im zweiten Ansatz ersetzt werden. Die tatsächlichen kumulierten Verkäufe  $Y_{t-1}$  sind zwar in den Daten bekannt, sie sind aber keine deterministischen, sondern stochastische Größen.

In der jeweiligen Regressionsgleichung (D-5) und (D-7) wurde für  $a_t$  die explizite Form des IED-Modells eingesetzt. Mit den vier Annahmen, für die im vorherigen Abschnitt Daten simuliert wurden, ergeben sich somit acht Regressionsgleichungen. Diese sind in Tabelle D-3 dargestellt.

Da Daten aus Monte-Carlo-Simulationen starke stochastische Schwankungen aufwiesen, wurden für jeden Modelltyp 50 Datensätze simuliert. Für alle acht Regressionsgleichungen wurde für das Statistikprogramm R eine Schätzroutine programmiert, die mit der Methode der gewichteten kleinsten Quadrate die simulierten Daten mit der jeweiligen Regressionsgleichung schätzt. Dies wurde für alle 50 Datensätze eines Modelltyps durchgeführt. Anschließend wurde für jede Regressionsgleichung der Mittelwert und die Varianz der Parameterschätzer berechnet. Durch die wiederholte Schätzung und Mittelwertbildung konnte sichergestellt werden, dass die stochastischen Schwankungen der Daten nicht zufällig zu starken Abweichungen oder Übereinstimmung der geschätzten Parameter führen. Somit ermöglichen die ermittelten Mittelwerte und Varianzen eine Aussage darüber, ob und wie stark die Parameterschätzer verzerrt sind.

In Tabelle D-4 sind für jedes simulierte Modell die Ergebnisse der beiden Schätzmethoden und der bei der Simulation verwendete wahre Wert dargestellt. Da getrennte Schätzungen mathematisch nicht immer möglich sind, wurden in der ersten Modellformulierung die drei Parameterwerte  $b_1$ ,  $b_2$  und  $\mu$  zusammen als  $b_1/b_2$  und  $(\mu-p)/b_1$  geschätzt. In diesem Fall ergeben sich zwei Gleichungen mit drei Variablen. Aus

demselben Grund kann das Marktpotential  $m$  als einzelner Parameter in der zweiten und der vierten Formulierung des IED-Modells mit konstantem Preis nicht geschätzt werden.

Alle Parameterschätzungen sind signifikant und stellen eine gute Approximation der wahren Parameterwerte in allen acht Regressionsgleichungen dar. Allerdings liegen nur bei 6 Parameterschätzungen die wahren Parameterwerte im Konfidenzintervall der Schätzung (95%). Diese sind in Tabelle D-4 mit einem Stern versehen. Damit sind die meisten Schätzungen als leicht verzerrt zu werten. Es muss aber berücksichtigt werden, dass das Konfidenzintervall in allen Schätzungen durch die Mittelwertbildung über 50 Simulationen sehr schmal ist. Bei 28 der 64 geschätzten Parameter betrug die Abweichung vom wahren Wert jedoch weniger als 10% des wahren Wertes. Insbesondere der wohl wichtigste Parameter, die Marktgröße,  $m$  stimmte in 80% der Fälle mit einer Genauigkeit von besser als 10% mit dem wahren Wert überein.

Wie bereits erwähnt, stimmen die 2. und die 4. Formulierung des IED-Modells bei konstantem Preis mit einem der renommiertesten und einfachsten Innovationsdiffusionsmodelle - dem Bass-Modell - überein. Die Schätzungen dieser Formulierungen wiesen ebenfalls systematische Verzerrungen auf. Dieses Problem der verzerrten Schätzungen wurde in vielen Studien längst erkannt (Heeler/Hustad 1980, van den Bulte/Lilien 1997, Grishchenko/Schade 2005). Der Grund liegt darin, dass erstens einige Prämissen der Methode der kleinsten Quadrate verletzt sind (siehe Griffith/Hill/Judge 1993, Voß et al. 2000). So weisen z.B. die Regressoren in einigen IED-Modellformulierungen eine Multikollinearität auf (z.B. Preis und Zeit, sowie Zeit und kumulierte Verkäufe). Zweitens erscheint die Methode der kleinsten Quadrate für die Schätzung von Innovationsdiffusionsmodellen nicht geeignet zu sein (Grishchenko/Schade 2005). Diese Methode ist jedoch zurzeit eine der am weitesten verbreiteten und wird immer noch sehr oft in der Innovationsdiffusionsforschung eingesetzt (Mahajan, Muller, Wind 2000).

Beim Vergleich der beiden oben beschriebenen Schätzmethode stellt man fest, dass sie in etwa gleich gut sind. Bei der zweiten Schätzmethode liegen die wahren Parameterwerte etwas öfter in den Konfidenzintervallen (bei der ersten Methode einmal und bei der zweiten Methode fünfmal).

Modellbeschreibung	Simulationsmodell	Regressionsgleichung 1	Regressionsgleichung 2
<b>IED1: Logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaften, Interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften</b>	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu + b_2 Y_{t-1} - P_t) / b_1}} \right) (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_t / b_1 - b_2 / b_1 Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_t / b_1 - b_2 / b_1 Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_{t-1} / b_1 - b_2 / b_1 Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 (t-1)}) \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
<b>IED2: Logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaften, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produkt-bekanntheitsgrad</b>	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu - P_t) / b_1}} \right) \frac{(1 - e^{-(c_1 + c_2)t})}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_t / b_1}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_t / b_1}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - \frac{m}{1 + e^{-\mu / b_1 + P_{t-1} / b_1}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)(t-1)}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)(t-1)}} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
<b>IED3: Exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften, Interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften</b>	$S_t = m e^{-\frac{P_t}{(\mu + b_2 Y_{t-1})}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$	$S_t = \left( m e^{-\frac{P_t}{\mu + b_1 Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$	$S_t = \left( m e^{-\frac{P_t}{\mu + b_1 Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - m e^{-\frac{P_{t-1}}{\mu + b_1 Y_{t-2}}} (1 - e^{-c_1 (t-1)}) \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
<b>IED4: Exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften, Interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produkt-bekanntheitsgrad</b>	$S_t = m e^{-\frac{P_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	$S_t = \left( m e^{-\frac{P_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$	$S_t = \left( m e^{-\frac{P_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - m e^{-\frac{P_{t-1}}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)(t-1)}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)(t-1)}} \right) + S_t \varepsilon_t,$ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$

Tabelle D-3 Das IED-Modell mit den vier in Abschnitt D.II.1. getroffenen Annahmen. Zum Vergleich der beiden Regressionsgleichungen, die zur Parameterschätzung verwendet wurden.

Die Modelle, bei welchen die interpersonelle Kommunikation den Bekanntheitsgrad beeinflusst, sind in Bezug auf die Schätzung selbst weniger problematisch. So ist z.B. diese Modellgruppe weniger sensibel im Hinblick auf die Wahl der Startwerte. Das Gleiche betrifft auch die Annahme der exponentiellen Verteilung. Sie erweist sich als stabiler gegenüber der Annahme der logistischen Verteilung. Insgesamt zeigt das Modell 4, bei welchem die interpersonelle Kommunikation den Bekanntheitsgrad beeinflusst und eine exponentielle Verteilung angenommen wird, die besten<sup>23</sup> Parameterschätzungen (siehe Tabelle D-4).

Die hier untersuchten Schätzverfahren können trotz gewisser Unzulänglichkeiten als hinreichend akzeptiert werden, da bei der Hälfte der Schätzungen die Abweichung kleiner als 10% war. Im nächsten Abschnitt wird eine empirische Studie präsentiert, in welcher die hier vorgestellten Modelle anhand von realen Daten miteinander und mit weiteren Diffusionsmodellen in Bezug auf ihr Anpassungsvermögen und ihre Vorhersagekraft verglichen werden.

### **III. Empirische Studie**

Im Rahmen dieser Studie werden die vier oben diskutierten Formulierungen des IED-Modells untereinander und mit fünf anderen Innovationsdiffusionsmodellen verglichen. Alle diese Modelle dienen der Beschreibung von Innovationsdiffusionsprozessen am Monopolmarkt. Dabei wird angenommen, dass die Innovation nur einmalig gekauft wird. Die Modelle werden mit Hilfe eines realen Datensatzes in Bezug auf ihr Anpassungsvermögen und ihre Vorhersagekraft verglichen.

#### **III.1. Datenbasis**

Die empirische Studie basiert auf den Absatzdaten eines Softwareprodukts aus dem Bereich Kunst und Unterhaltung. Da das Produkt sehr speziell ist, kann angenommen werden, dass es sich um einen Monopolmarkt handelt. Zur Verfügung stehen die Absatzdaten von vier Produktgenerationen (Versionen). Die offiziellen Markteinführun-

---

<sup>23</sup> Die beste Schätzung meint hier im Sinne, dass die wahren Parameterwerte im Konfidenzintervall der geschätzten Parameter liegen.

gen dieser Generationen waren jeweils im Juni 1999, April 2000, Juni 2001 und Mai 2003. Dabei konnten die erste, zweite und vierte Generation bereits 1-2 Monate vor der offiziellen Ankündigung bestellt werden. Diese Bestellungen wurden in den Absatzdaten mit dem jeweiligen Monat der Bestellung erfasst. Jeder Generationswechsel kann als eine Produktverbesserung angesehen werden. Im Gegensatz zur Produktqualität hat sich der Produktpreis nie geändert. Die neue Produktgeneration ersetzte die alte Version vollkommen, so dass, wenn eine neue Generation auf dem Markt eingeführt wurde, die Vorgeneration nicht mehr verkauft wurde.

In Abbildung D-1 sind monatliche und kumulierte Verkaufszahlen des Softwareproduktes dargestellt. Besonders die monatlichen Verkaufszahlen weisen sehr starke Schwankungen auf. Dies ist durch verschiedene Faktoren begründet: Lieferschwierigkeiten, verspätete Ankündigung nach der Verfrachtung an Distributoren, etc. Nichtsdestotrotz ist in den Monaten April 2000 und Mai 2003 jeweils ein starker Anstieg der Verkaufszahlen zu erkennen, die mit den Ankündigungen einer neuen Ge

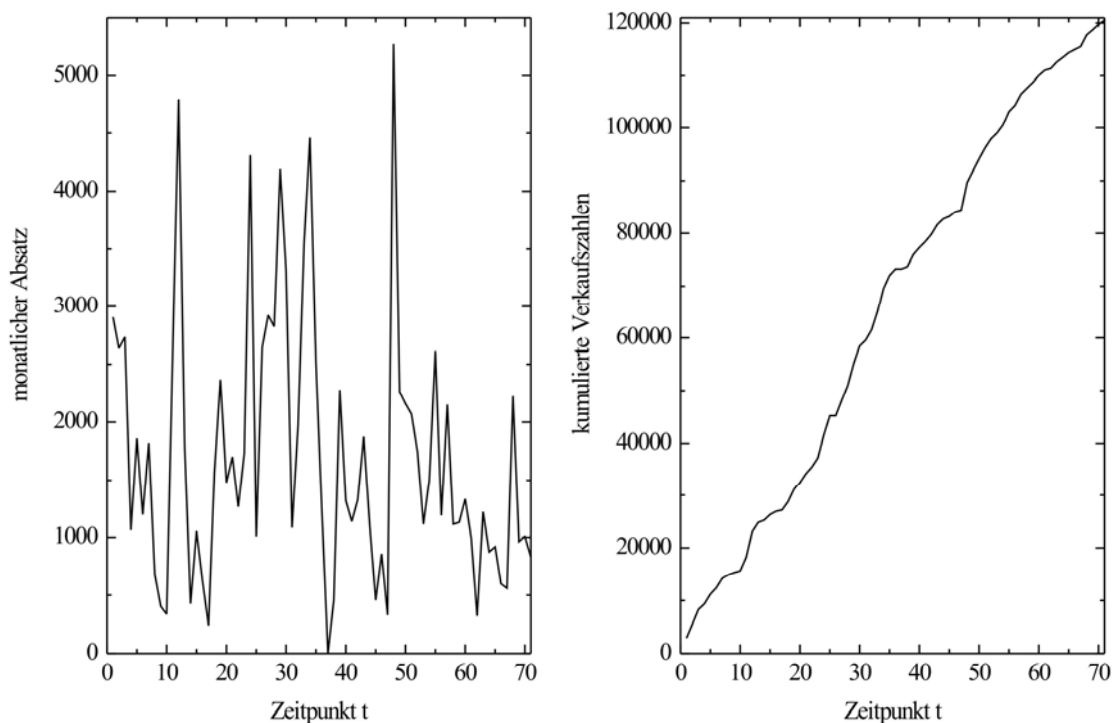


Abbildung D-1 Monatliche und kumulierte Verkäufe des Softwareproduktes<sup>24</sup>.

<sup>24</sup> Aus Datenschutzgründen wurden die tatsächlichen Daten mit einem Faktor multipliziert.

Geschätztes Modell	Preis	$M$			$c_1$			$(\mu-P_t)/b_1$			$b_2/b_1$					
$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu + b_2 Y_{t-1} - p_t)/b_1}} \right) (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$		Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert			
	$P_t=10$	479,47	452,672	500	0,0191	0,0179	0,02	0,027	0,345	0	0,0057	0,0063	0,00455			
								$\mu$			$b_1$			$b_2$		
	$P_t=12-0,04t$	497,04	500,80*	500	0,015	0,015	0,02	11,79	11,89	10	0,63	0,45	5,5	0,0028	0,0046	0,025
	Preis	$\frac{m}{(1 + \exp(-(\mu - P_t)/b_1))}$			$c_1$			$c_2$								
$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu - p_t)/b_1}} \right) \frac{(1 - e^{-(c_1 + c_2)t})}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$		Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert
	$P_t=10$	249,72	243,51	250	0,0176	0,0172	0,02	0,0445	0,0487	0,04						
		$m$									$\mu$			$b_1$		
	$P_t=12-0,04t$	436,56	505,7*	500	0,0183	0,019	0,02	0,047	0,041	0,04	10,93	10,00*	10	4,01	5,54*	5,5
	Preis	$m$			$c_1$			$\mu$			$b_2$					
$S_t = m e^{\frac{p_t}{(\mu + b_2 Y_{t-1})}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$		Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert			
	$P_t=10$	385,68	324,33	500	0,019	0,018	0,020	11,84	20,56	10	0,067	0,148	0,025			
	$P_t=12-0,04t$	509,14	484,84	500	0,024	0,008	0,02	8,19	38,23	10	0,024*	0,426	0,025			
	Preis	$m \exp(-P_t/\mu)$			$c_1$			$c_2$								
$S_t = m e^{\frac{-p_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$		Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert	Meth.1	Meth.2	wahrer Wert			
	$P_t=10$	182,73	181,70	183,94	0,0174	0,0172	0,02	0,0476	0,0487	0,04						
		$m$									$\mu$					
	$P_t=12-0,04t$	502,73	499,85*	500	0,0172	0,019	0,02	0,0452	0,041	0,04	9,86	10,12	10			

\* signifikant auf dem Niveau 0,05

Tabelle D-4 Parameterschätzungen mit zwei Methoden.

neration verbunden sind. Bei der Einführung der dritten Generation im Juni 2001 kam es zu starken Lieferschwierigkeiten. Daher ist auch in den folgenden Monaten ein erhöhter Absatz zu beobachten, der stark schwankt. Aus Datenschutzgründen wurden die tatsächlichen Verkaufszahlen mit einem konstanten Faktor multipliziert.

### III.2. Verwendete Innovationsdiffusionsmodelle

In den nächsten Abschnitten wird das IED-Modell mit anderen prominenten Innovationsdiffusionsmodellen, welche die Erstkäufe von einer Innovation am Monopolmarkt beschreiben, in Bezug auf die Schätzung und die Vorhersagekraft der empirischen Daten verglichen. Die zu vergleichenden Modelle wurden bereits im Kapitel B ausführlich dargestellt. Hier werden sie daher nur kurz skizziert.

Die einfachsten Alternativen zum IED-Modell stellen das Fourt/Woodlock-Modell (1960) und das Bass-Modell (1969) dar (siehe Gleichungen (D-8) und (D-9)). Die Anzahl der Übernahmen  $S_t$  im Zeitpunkt  $t$  hängt in beiden Fällen nur von der kumulierten Anzahl der Übernahmen  $Y_{t-1}$  bis zum Zeitpunkt  $t$  ab. Infolgedessen kann der Einfluss von Generationswechseln in diesen Modellen nicht abgebildet werden:

$$(D-8) \quad \text{Fourt/Woodlock 1960:} \quad S_t = c_1 (m - Y_{t-1}),$$

$$(D-9) \quad \text{Bass 1969:} \quad S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}),$$

wobei  $m$  das Marktpotential ist und  $c_1$  und  $c_2$  der Innovations- bzw. der Imitationskoeffizient ist.

Da die Einführung einer neuen Generation zu Änderungen am Markt führt (z.B. Norton/Bass 1987) und dementsprechend als eine Marketing-Mix-Variable betrachtet werden sollte, besteht ein weiterer Schritt der vorliegenden Analyse darin, das IED-Modell mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen zu vergleichen, die Marketing-Mix-Variablen beinhalten.

Bei der Einführung einer neuen Generation handelt es sich um eine Qualitätsänderung, die in der Regel zu einem höheren Produktnutzen führt. Verbessert sich die Produktqualität bei einem konstanten Preis, so ist zu erwarten, dass sich die Zah-



lungsbereitschaften und der Nettonutzen des neuen Produktes erhöhen. Dadurch wächst die Anzahl der tatsächlichen Adoptoren. Somit hat eine Qualitätserhöhung einen ähnlichen Effekt wie eine Preisreduzierung.

Da nach meinem Wissensstand keine aggregierten Innovationsdiffusionsmodelle existieren, welche die Produktqualität als Erklärungsvariable beinhalten, werden hier drei Innovationsdiffusionsmodelle, die den Preis als Variable beinhalten (das Robinson/Lakhani-Modell 1975, das Kalish-Modell 1985 und das allgemeine Bass-Modell 1994), entsprechend umformuliert. Es wird angenommen, dass die Variable *Preis* durch eine lineare Funktion der Produktgeneration  $G_t$  ersetzt wird:  $a_1 + a_2 G_t$ . Dies impliziert, dass der Generationwechsel die gleiche Wirkung auf die Neuproduktabsätze wie der Preis hat. Der Unterschied in den Messeinheiten von beiden Variablen wird durch die Parameter  $a_1$  und  $a_2$  ausgeglichen. Unter dieser Annahme ergeben sich folgende Modelle:

Modell	Modellgleichung	Modifizierte Modellgleichung
<b>Robinson/ Lakhani (1975)</b>	$S_t = (m - Y(t))(p + qY(t))e^{-nP_t}$	$S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1})e^{v_1 + v_2 G_t}$ , wobei $v_1 = -a_1 n$ und $v_2 = -a_2 n$ sind.
<b>Kalish (1985)</b>	$S_t = \left( m \cdot \exp\left(\frac{n \cdot P_t}{1 + aY_{t-1}}\right) - Y_{t-1} \right) k$	$S_t = \left( m \cdot \exp\left(\frac{v_1 + v_2 G_t}{1 + aY_{t-1}}\right) - Y_{t-1} \right) k$ wobei $v_1 = a_1 n$ und $v_2 = a_2 n$ sind.
<b>Bass et al. (1994)</b>	$S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1})(1 + n_2 P'_t)$	$S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}) \left( 1 + v_2 \frac{\Delta G_t}{G_t} \right)$ wobei $v_2 = -a_2 n$ sind.

wobei  $a, v_1, v_2, c_1, c_2, k$  Modellparameter,  $m$  das Marktpotential,  $G_t$  Nummer der Produktgeneration ( $G_t \in [1, 2, 3, 4]$ ) sind.

*Tabelle D-5 Innovationsdiffusionsmodelle mit Generationsvariable.*

Diese modifizierten Modelle sollten jetzt in Bezug auf ihr Anpassungsvermögen und ihre Vorhersagekraft mit vier Formulierungen des IED-Modells verglichen. Im Gegensatz zu obigen Modellen beinhaltet das IED-Modell Zahlungsbereitschaften und damit den Nettonutzen als Erklärungsvariable. Somit kann die Erhöhung des Nettonutzens durch die Einführung einer neuen Produktgeneration modelliert werden.

Hier wird angenommen, dass ein Generationswechsel zu einem konstanten Zuwachs  $v_2$  in der Zahlungsbereitschaft aller Konsumenten führt. Damit verschiebt sich der Mittelwert der Verteilung des Nettonutzens zu höheren Werten. Im IED-Modell wird

der Einfluss einer neuen Produktgeneration auf den Mittelwert des Nettonutzens  $\mu_t$  über die Generationsvariable  $G_t$  wie folgt abgebildet:

$$(D-10) \quad \mu_t = a_1 + a_2 G_t .$$

Da der Preis sich nicht geändert hat, wird er als Erklärungsvariable aus den Gleichungen herausgenommen. Somit ergeben sich vier Modellformulierungen (Tabelle D-6).

### III.3. Schätzung: Anpassungsvermögen des IED-Modells und anderer Innovationsdiffusionsmodelle

Die Absatzdaten werden mit vier Versionen des IED-Modells und fünf prominenten Innovationsdiffusionsmodellen (zwei Modelle ohne und drei mit Marketing-Mix-Variablen) geschätzt. Die vier Versionen des IED-Modells werden jeweils mit den beiden in Abschnitt D.II.2. beschriebenen Methoden geschätzt. Die Formulierungen der alternativen Innovationsdiffusionsmodelle (Gleichungen (D-8) und (D-9), Tabelle D-5) entsprechen den in der Analyse verwendeten Regressionsgleichungen.

$$(D-11) \quad S_t = c_1 (m - Y_{t-1}) + \varepsilon_t - \text{Fourt/Woodlock 1960},$$

$$(D-12) \quad S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}) + \varepsilon_t - \text{Bass 1969},$$

$$(D-13) \quad S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1})e^{v_1 + v_2 G_t} + \varepsilon_t - \text{Robinson/Lakhani 1975},$$

$$(D-14) \quad S_t = \left( m \cdot \exp\left(\frac{v_1 + v_2 G_t}{1 + a Y_{t-1}}\right) - Y_{t-1} \right) k + \varepsilon_t - \text{Kalish 1985},$$

$$(D-15) \quad S_t = (m - Y_{t-1})(c_1 + c_2 Y_{t-1}) \left( 1 + v_2 \frac{\Delta G_t}{G_t} \right) + \varepsilon_t - \text{Bass et al. 1994}.$$

Modell	Ursprüngliche Modellgleichung	Modifizierte Modellgleichung
IED1: Logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaften, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu + b_2 Y_{t-1} - P_t)/b_1}} \right) (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$	$S_t = \frac{m}{1 + e^{v_1 + v_2 G_{t-1} + a Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$ wobei $v_1$ dem Term $a/b_1$ , $v_2$ dem Term $a_2/b_1$ und $a$ dem Verhältnis $b_2/b_1$ entspricht.
IED2: Logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaften, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produktbekanntheitsgrad	$S_t = \left( \frac{m}{1 + e^{-(\mu - P_t)/b_1}} \right) \frac{(1 - e^{-(c_1 + c_2)t})}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	$S_t = \frac{m}{1 + e^{v_1 + v_2 G_{t-1}}} \left( \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} \right) - Y_{t-1}$ wobei $v_1$ dem Term $a/b_1$ und $v_2$ dem Term $a_2/b_1$ entspricht.
IED3: Exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaften	$S_t = m e^{\frac{P_t}{-(\mu + b_2 Y_{t-1})}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$	$S_t = m e^{\frac{1}{v_1 + v_2 G_{t-1} + a Y_{t-1}}} (1 - e^{-c_1 t}) - Y_{t-1}$ wobei $v_1$ dem Term $a/b_1$ , $v_2$ dem Term $a_2/b_1$ und $a$ dem Term $b_2/b_1$ entspricht.
IED4: Exponentielle Verteilung der Zahlungsbereitschaften, interpersonelle Kommunikation beeinflusst den Produktbekanntheitsgrad	$S_t = m e^{\frac{P_t}{\mu}} \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} - Y_{t-1}$	$S_t = m e^{\frac{1}{v_1 + v_2 G_{t-1}}} \left( \frac{1 - e^{-(c_1 + c_2)t}}{1 + \frac{c_2}{c_1} e^{-(c_1 + c_2)t}} \right) - Y_{t-1}$ wobei $v_1$ dem Term $a/b_1$ und $v_2$ dem Term $a_2/b_1$ und $a$ dem Term $b_2/b_1$ entspricht.

Tabelle D-6 Das IED-Modell mit der Generationsvariable.

Das Anpassungsvermögen des IED-Modells wird mit dem Anpassungsvermögen der anderen Modelle verglichen. Außerdem wird analysiert, ob die Anwendung zweier verschiedener Schätzmethoden das Anpassungsvermögen des IED-Modells ändert. Als Kriterium für die Qualität der Anpassung gilt das korrigierte  $R^2$ . Dabei entspricht ein größeres  $R^2$  einem besseren Anpassungsvermögen des Modells.

Die Schätzungen werden für drei Zeitintervalle durchgeführt. Das erste Intervall beinhaltet die Absatzdaten der ersten beiden Software-Generationen, das zweite Zeitintervall enthält die Daten der ersten drei Generationen und das dritte Intervall umfasst die Daten von allen vier Generationen. Die Schätzung von verschiedenen langen Intervallen erlaubt es, zu beobachten, ob und wie die geschätzten Parameterwerte von der Länge des Schätzintervalls abhängen. Darüber hinaus können mittels der ersten beiden Schätzungen Vorhersagen für die Folgegenerationen gemacht werden. Die Vorhersageergebnisse werden im Abschnitt D.III.4. vorgestellt.

#### **a) Schätzung der Daten der ersten zwei Generationen**

In Tabelle C-7 sind die Ergebnisse der Schätzung für die ersten beiden Produktgenerationen dargestellt. Für diesen kurzen Zeitraum zeigt das IED-Modell eindeutig die beste Anpassung. Das IED-Modell 1 (logistische Verteilung der Zahlungsbereitschaft, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaft) hat die beste Anpassung von allen Modellen. Dies ist vor allem daran zu sehen, dass alle geschätzten Parameter signifikant sind und dass es mit 0,41 das höchste korrigierte  $R^2$  aufzeigt. Das IED-Modell 3 (exponentielle Zahlungsbereitschaft, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaft) hat mit einem korrigierten  $R^2$  von 0,39 eine ähnlich gute Anpassung. Auch die anderen Formulierungen des IED-Modells zeigen ein relativ hohes korrigiertes  $R^2$ . Nur bei Formulierungen, in denen die interpersonelle Kommunikation die Produktbekanntheit beeinflusst, führt die erste Schätzmethode zu sehr ungenügenden Ergebnissen (kor.  $R^2$  wird sogar negativ<sup>25</sup>).

---

<sup>25</sup> Die Negativität von korrigierten  $R^2$  wird zum einen durch die Korrektur von normalem  $R^2$  erklärt (siehe [http://www.pfc.forestry.ca/profiles/wulder/mvstats/correl\\_coef\\_e.html](http://www.pfc.forestry.ca/profiles/wulder/mvstats/correl_coef_e.html)), zum anderen durch eine sehr schlechte Anpassung des Modells an die Daten (siehe [http://www.graphpad.com/curvefit/goodness\\_of\\_fit.htm](http://www.graphpad.com/curvefit/goodness_of_fit.htm)). Auch die sehr niedrigen Werte von  $R^2$  sind durch die schlechte Anpassung zu erklären.

Welche der beiden Schätzmethoden insgesamt bessere Ergebnisse liefert, lässt sich hier nicht eindeutig feststellen.

Von den anderen etablierten Modellen zeigt das Kalish-Modell (1985) eine leicht bessere Anpassung als das Robinson/Lakhani-Modell (1975). Beide sind jedoch mit einem korrigierten  $R^2$  von 0,13 bzw. 0,12 deutlich schlechter als die meisten Formulierungen des IED-Modells.

In Abbildung D-2 sind zum Vergleich die realen Absatzzahlen (schwarz) und die Modellierung mit dem IED-Modell 1 (blau) bzw. Kalish-Modell (1985) (grün) dargestellt. Aufgrund der geringen Anzahl an Datenpunkten, die zudem noch starke Schwankungen aufweisen, ist eine gute Schätzung jedoch nur schwer möglich. Dennoch ist es mit beiden gezeigten Modellen möglich, den Anstieg der Verkaufszahlen durch die Einführung einer neuen Produktgeneration zu modellieren. Es ist deutlich zu erkennen, dass das IED-Modell den Verlauf der Verkaufszahlen, besonders innerhalb der ersten Produktgeneration besser als das Kalish-Modell (1985) nachbildet.

Modell		m	c <sub>1</sub>	c <sub>2</sub>	v <sub>1</sub>	v <sub>2</sub>	a	K	kor. R <sup>2</sup>
<b>Fourt/Woodlock (1960)</b>		170 627	0,011	-	-	-	-	-	0,01
<b>Bass (1969)</b>		84 067	0,021	0,000000005	-	-	-	-	neg.
<b>Robinson/Lakhani (1975)</b>		81 046	20,744	-0,004148830	-7,35	0,668*	-	-	0,12
<b>Kalish (1985)</b>		294 517	-	-	-621,60	622	0,0601	0,0046	0,13
<b>Bass et al.(1994)</b>		89 329	0,018	0,000000004	-	0,63	-	-	0,06
<b>IED1</b>	<b>Methode 1</b>	94 739*	0,430*		2,5167*	-0,191*	-0,000048*		0,41
	<b>Methode 2</b>	3 650 835	0,006		3,038	-1,08	0,00005		0,17
<b>IED2</b>	<b>Methode 1</b>	215 658*	0,007	-0,007207407	-77*	-22*			neg.
	<b>Methode 2</b>	333 953	0,106	-0,106530000	3,804	-1,599			0,17
<b>IED3</b>	<b>Methode 1</b>	3 384 417	0,479*		-0,159	0,0058	-0,0000014		0,39
	<b>Methode 2</b>	106 221	0,308		13,066	-18,06	0,00029		0,22
<b>IED4</b>	<b>Methode 1</b>	625 152	0,008	-0,007492308	-1,142	0,032			neg.
	<b>Methode 2</b>	422 673	-0,097	-0,096956667	-0,00295	-0,3898			0,17

Signifikante Parameterschätzer

*Tabelle D-7 Ergebnisse der Parameter verschiedener Modelle aus der Schätzung der Absatzdaten von den ersten zwei Generationen.*

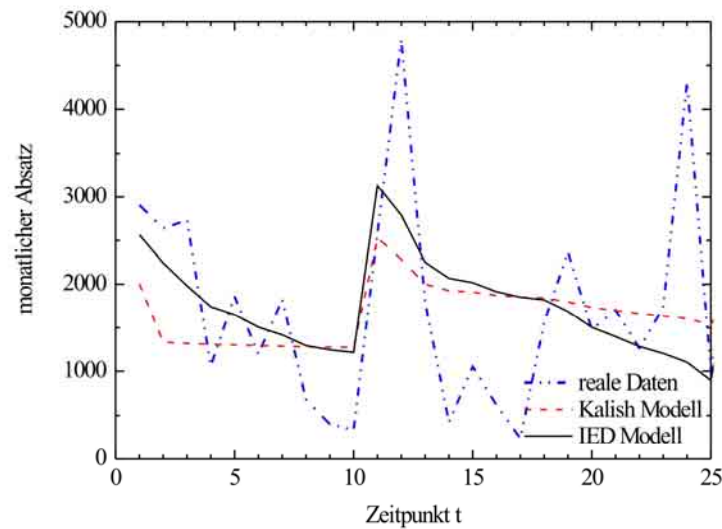


Abbildung D-2 Der ersten zwei Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Reale monatliche Verkaufszahlen, (blau-punktiert); Kalish-Modell (1985), (rot- punktiert); IED1 mit zweiter Schätzmethode, (schwarz).

### b) Schätzung der Daten der ersten drei Generationen

Bei der Schätzung von drei Produktgenerationen zeigt sich das IED-Modell ebenfalls den anderen Modellen überlegen (siehe Tabelle D-8), insbesondere wenn die IED-Modelle mit der zweiten Schätzmethode geschätzt wurden. Die erste Schätzmethode für IED-Modelle, bei denen die interpersonelle Kommunikation die Produktbekanntheit beeinflusst, führt wiederum zu negativen  $R^2$ -Werten und somit zu einer sehr schlechten Schätzung. Insgesamt zeigt die dritte Formulierung des IED-Modells (exponentielle Zahlungsbereitschaft, interpersonelle Kommunikation beeinflusst die Zahlungsbereitschaft) die beste Anpassung von allen Modellen. Alle Formulierungen des IED-Modells, die mit der zweiten Schätzmethode geschätzt wurden, sind hier ebenfalls besser als die besten etablierten Modelle (Lakhani/Robertson-Modell 1975 und Kalish-Modell 1985), von welchen diesmal das Lakhani/Robertson-Modell (1975) dem Kalish-Modell (1985) leicht überlegen ist.

Zum Vergleich sind in Abbildung D-3 die realen Daten mit der besten Formulierung des IED-Modells und dem Lakhani/Robertson-Modell (1975) dargestellt. Die Ungenauigkeit des Lakhani/Robertson-Modells (1975) in der Modellierung der ersten und

der zweiten Generation ist deutlich zu erkennen. Obwohl die Absatzdaten sehr große Schwankungen aufweisen, die jedoch durch nicht modellierbare Faktoren entstehen, beschreiben die beiden Modelle die Absatzdaten relativ gut.

Modell		m	c <sub>1</sub>	c <sub>2</sub>	v <sub>1</sub>	v <sub>2</sub>	a	k	kor. R <sup>2</sup>
<b>Fourt/Woodlock (1960)</b>		403637	0,0050	-	-	-	-	-	0,01
<b>Bass (1969)</b>		103548*	0,013*	0,000000006*	-	-	-	-	0,07
<b>Robinson/Lakhani (1975)</b>		101618*	-856268	2517428	-19,3	0,73*	-	-	0,24
<b>Kalish (1985)</b>		300069	-	-	2,23	1,23	0,00001	0,00019	0,23
<b>Bass et al.(1994)</b>		105460*	0,012*	0,000000006*	-	0,51	-	-	0,10
<b>IED1</b>	<b>Methode 1</b>	110613*	0,1835*		2,094*	-0,0688	0,000036		0,24
	<b>Methode 2</b>	104203449	0,000033		2,1048	-2,267	0,000068		0,26
<b>IED2</b>	<b>Methode 1</b>	17092531	0,0085	0,0065	4,65	-0,14			neg.
	<b>Methode 2</b>	367708226	0,1206	-0,0797	10,905	-1,371			0,29
<b>IED3</b>	<b>Methode 1</b>	304705*	0,74*		-0,24	0,01	-0,000006		0,40
	<b>Methode 2</b>	128978240	0,000029		0,502	-2,099	0,000063		0,27
<b>IED4</b>	<b>Methode 1</b>	8225419	0,00986	0,011	-0,24	0,0089			neg.
	<b>Methode 2</b>	137802867	0,122	-0,118	-0,0896*	-0,0274			0,27

\* signifikant auf dem Niveau 0,05

Tabelle D-8 Schätzung von Absatzdaten der ersten drei Generationen.

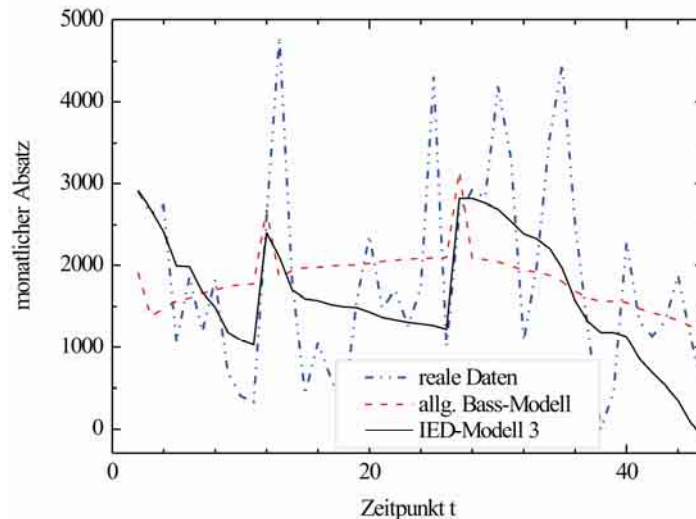


Abbildung D-3 Der ersten drei Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Aktuelle Absätze, (blau-punktiert); allgemeines Bass-Modell (Bass et al. 1994) (rot- punktiert); IED3 mit erster Methode, (schwarz).

### c) Schätzung der Daten aller vier Generationen

Bei der Schätzung von allen Daten (vier Generationen) zeigen zwei IED-Modelle, die mit der zweiten Schätzmethode geschätzt wurden, wieder die beste Anpassung: Das höchste  $R^2$  weisen die zweite und die dritte Formulierung des IED-Modells auf. Unter den anderen Innovationsdiffusionsmodellen haben erneut das Kalish-Modell (1985) und Robonson/Lakhani-Modell (1975) das beste Anpassungsvermögen. Wie in den vorhergehenden Analysen liefert die zweite Schätzmethode für das IED-Modell wieder bessere Schätzungen. In Tabelle D-9 ist zu erkennen, dass die erste Schätzmethode oft zu negativen  $R^2$  Werten führt. In Abbildung D-4 werden die zweite Formulierung des IED-Modells und das allgemeine Bass-Modell (Bass et al. 1994) präsentiert. Beim allgemeinen Bass-Modell (Bass et al. 1994) zeigen sich auf einer nahezu konstanten monatlichen Absatzzahl nur im Monat der Einführung einer neuen Produktgeneration einzelne Peaks. Dies ist durch die Struktur des Modells zu be

Modell		m	c <sub>1</sub>	c <sub>2</sub>	v <sub>1</sub>	v <sub>2</sub>	a	k	kor. R <sup>2</sup>
Fourt/Woodlock (1960)		333 797*	0,006	-	-	-	-	-	0,04
Bass (1969)		143 890*	0,011*	0,000000002*	-	-	-	-	0,09
Robinson/Lakhani (1975)		151 083	5937	-226	-14	0,8*	-	-	0,31
Kalish (1985)		299 998	-	-	5,08	1,30	0,000006	0,000 096	0,29
Bass et al.(1994)		145 294*	0,0087*	0,000000002*	-	1,01*	-	-	0,20
IED1	Methode 1	166 698*	0,0923		1,9543*	- 0,057*	-0,000022*		neg.
	Methode 2	152 098 014	0,0000448		2,630	-1,570	0,0000467		0,33
IED2	Methode 1	153 743*	0,0118*	0,0296*	-0,849*	- 0,454*			neg.
	Methode 2	5 041 745	0,137*	-0,0802*	6,889*	- 1,541*			0,34
IED3	Methode 1	467 386*	0,318*		-0,247*	-0,01*	-0,0000038*		0,24
	Methode 2	484 531 307	0,00008		-0,204	-0,121	0,0000036		0,34
IED4	Methode 1	189 236	0,0116*	0,0304*	-1,91	0,41			neg.
	Methode 2	1 185 610 000 000	0,144*	-0,0897*	-0,412	- 0,003 5			0,17

signifikant auf dem Niveau 0,05

Tabelle D-9 Schätzung von Absatzdaten von allen vier Generationen.



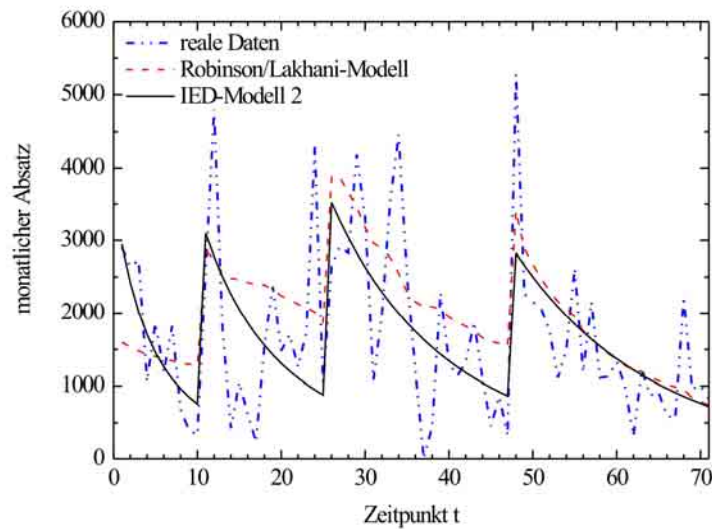


Abbildung D-4 Der ersten vier Produktgenerationen im Vergleich zu zwei Modellierungen: Aktuelle Absätze, (blau-punktiert); das Robinson/Lakhani-Modell (1975), (rot-punktiert); IED2 mit der zweiten Methode (schwarz).

gründen. Das allgemeine Bass-Modell (Bass et al. 1994) benutzt als Erklärungsvariable zu jedem Zeitpunkt nicht die absolute Nummer einer Generation, die ihren Platz in der Reihenfolge symbolisiert, sondern nur den relativen Zuwachs. Dieser relative Zuwachs weicht nur in den Monaten der Produkteinführung von Null ab.

Beim IED-Modell dagegen steigt der Absatz nach der Einführung stark an, um dann wieder langsam abzufallen. Besonders bei der Einführung der vierten Generation ist ein solcher Verlauf in den Absatzdaten zu beobachten.

#### d) Anpassungsvermögen: Zusammenfassung

Wie aus den Tabellen D-7, D-8 und D-9 ersichtlich ist, zeigt keines der Modelle ein hohes Anpassungsvermögen (das höchste  $R^2$  beträgt 0,41). Die meisten Parameterschätzer weisen keine Signifikanz auf. Die beiden Effekte (niedriges  $R^2$  und keine Signifikanz) liegen in großem Maße an den sehr hohen Schwankungen in den Absatzdaten, die sich durch schwer modellierbare Ereignisse, wie z.B. Lieferschwierigkeiten, ergaben. Nichtsdestotrotz kann die Anpassung der IED-Modellformulierungen und einiger anderer Innovationsdiffusionsmodelle, insbesondere des Robinson/

Lakhani-Modells (1975) und des Kalish-Modells (1985) als gut bezeichnet werden: Sie können z.B. relativ genau den Einfluss von Generationswechseln beschreiben (siehe Abbildungen D-3, D-4 und D-5).

In den Tabellen sind neben dem korrigierten  $R^2$  die Werte aller Parameterschätzer dargestellt. Dabei sind die Schätzungen der Parameter teilweise heterogen. So variiert die geschätzte Marktgröße  $m$  zwischen 84.067 und 1.185.610 Millionen. Solche großen Unterschiede liegen zum einen an den großen Schwankungen der Daten und zum anderen an den unterschiedlichen Interpretationen der Marktgröße in den Innovationsdiffusionsmodellen. Laut dem Bass-Modell (1969) übernehmen alle  $m$  Adoptoren früher oder später eine Innovation, d.h. die Marktgröße zeigt, wie viele Käufe vom neuen Produkt insgesamt getätigt werden. Im IED-Modell dagegen steht die Adoption nicht nur in Verbindung mit der Zeit, sondern auch mit der Marketingvariablen, wie z.B. Preis. Daher ist eine Adoption keine Notwendigkeit für alle  $m$  Konsumenten. Der Parameter  $m$  im IED-Modell beschreibt also die Marktgröße.

Die stabilste Schätzung der Marktgröße  $m$  weist das Kalish-Modell (1985) auf, d.h. unabhängig vom Schätzintervall wird die Marktgröße  $m$  mit relativ gleichen Werten geschätzt. Die Streuung dieser Schätzung hängt kaum mit der Länge des geschätzten Zeitintervalls zusammen. Beim Parameter für den Einfluss der Produktgeneration  $v_2$  zeigen die erste und die dritte Formulierung des IED-Modells mit der zweiten Regressionsgleichung sowie das Robinson/Lakhani-Modell (1975) relativ stabile Ergebnisse, d.h. diese Modelle beschreiben am besten den Einfluss des Generationswechsels. Allgemein kann man sagen, dass keines der hier analysierten Modelle den anderen Modellen in Bezug auf die Stabilität der Parameterschätzung überlegen ist.

Um die Schätzergebnisse von drei Zeitintervallen für neun verschiedene Modelle vergleichen zu können, wird als ein Vergleichskriterium für das Anpassungsvermögen der Mittelwert des  $R^2$  über die Schätzungen eingeführt. In Tabelle D-10 sind die Mittelwerte des  $R^2$  über die Schätzungen zusammengefasst. Dabei sind die Modelle nach ihrem  $R^2$  absteigend sortiert.

Im Durchschnitt zeigt das IED-Modell das beste Anpassungsvermögen auf: Die besten vier Modelle gehören zu der Klasse des IED-Modells. Dabei hat die dritte Formulierung des IED-Modells das höchste  $R^2$ .

Wie im Falle der simulierten Daten wurden für die realen Daten ebenfalls zwei Schätzmethoden verwendet (Tabelle D-3). Im Gegensatz zur Simulationsstudie zeigt die zweite Methode hier deutlich bessere Ergebnisse (Tabelle D-3). Sie ist zudem weniger sensibel hinsichtlich der Wahl der Startwerte. Außerdem führt diese Methode nicht zu negativen  $R^2$ -Werten. Alle vier Formulierungen des IED-Modells, die anhand der zweiten Methoden geschätzt wurden, zeigten ein relativ hohes  $R^2$ . Im Gegensatz dazu weist die erste Methode bei den IED-Modellen (IED2, IED4), welche von der Wirkung der interpersonellen Kommunikation auf den Innovationsbekanntheitsgrad ausgehen, besonders schlechte Ergebnisse auf. Daher empfiehlt es sich, die zweite Schätzmethode in der Praxis anzuwenden: Sie führt zu weniger technischen Problemen bei der Schätzung und zeigt ein besseres Anpassungsvermögen.

Die besten Ergebnisse unter den anderen Innovationsdiffusionsmodellen zeigen das Robinson/Lakhani-Modell (1975) und das Kalish-Modell (1985). Trotzdem ist das IED-Modell diesen beiden renommierten Innovationsdiffusionsmodellen meistens überlegen.

Modell	kor. $R^2$
<b>IED3, Methode 1</b>	0,34
<b>IED3 Methode 2</b>	0,28
<b>IED2 Methode 2</b>	0,26
<b>IED1 Methode 2</b>	0,25
<b>IED1 Methode 1</b>	0,22
<b>Robinson/Lakhani (1975)</b>	
<b>Kalish (1985)</b>	
<b>IED4 Methode 2</b>	0,20
<b>Bass et al. (1994)</b>	0,12
<b>Bass (1969)</b>	0,05
<b>Fourt/Woodlock (1960)</b>	0,02
<b>IED2 Methode 1</b>	negativ
<b>IED4 Methode 1</b>	

*Tabelle D-10 Durchschnittliches  $R^2$  über 3 Schätzintervalle.*

### **III.4. Vorhersagekraft des IED-Modell und anderer Innovationsdiffusionsmodelle**

Das Anpassungsvermögen eines Modells kann nur eine Aussage darüber treffen, wie gut das Modell vorhandene Daten beschreibt. In dieser Hinsicht zeigt das IED-Modell bessere Ergebnisse als die anderen Innovationsdiffusionsmodelle (Tabelle D-10). Jedoch ist eine der wichtigsten Aufgaben von Innovationsdiffusionsmodellen die Vorhersage zukünftiger Absätze. Nur ein Modell, welches eine zuverlässige Zukunftsprognose leistet, zeigt, dass es die Innovationsdiffusionsprozesse präzise abbildet. Solche Innovationsdiffusionsmodelle können Anwendung in der Praxis finden, da sie Unterstützung bei Marketingentscheidungen anbieten können. Daher ist die Prognosegüte eines Modells ein wichtiges Kriterium der Modellqualität.

In diesem Abschnitt werden die vier Formulierungen des IED-Modells miteinander und mit anderen Innovationsdiffusionsmodellen verglichen. Als Kriterium der Prognosegüte wurde MAPE (mean absolute percentage error) ausgewählt. Aufgrund der im Abschnitt D.III.3. ermittelten Parameterwerte werden mit allen hier vorgestellten Innovationsdiffusionsmodellen Zukunftsprognosen erstellt. Dabei wird zwischen kurzfristigen (für die nächsten 3 Zeitpunkte) und langfristigen Prognosen (für die nächsten 10 Zeitpunkte) unterschieden. MAPE wird sowohl für die kurzfristige (3 Schritte vorwärts) als auch für die langfristige Prognose (10 Schritte vorwärts) ausgerechnet.

Bei der Ermittlung der Parameterwerte wurden zwei Datenintervalle verwendet: Daten für die ersten zwei bzw. die ersten drei Produktgenerationen. Dementsprechend werden die Prognosen für die dritte und vierte Generation durchgeführt und bewertet. In der Tabelle D-11 sind die Ergebnisse der kurz- und der langfristigen Prognosen jeweils für die dritte und vierte Produktgeneration dargestellt. Dabei gilt, je kleiner MAPE ist, desto besser ist die Prognosegüte des Modells. Damit es möglich ist, die Modelle zu vergleichen, wurden zwei Maße der Prognosegüte jeweils für kurz- und langfristige Prognosen ausgerechnet. Tabelle D-11 zeigt die entsprechenden Mittelwerte aus MAPE, die jedem Modell zugewiesen werden. Danach wurden die Modelle aufsteigend nach diesen Maßen sortiert: Dabei korrespondiert die Höhe der Posi-

tion eines Modells in Tabelle D-12 (kurzfristige Prognose) und Tabelle D-13 (langfristige Prognose) mit der Prognosegüte des Modells.

Modell		Vorhersagen für die dritte Generation		Vorhersagen für die vierte Generation	
		MAPE für die ersten drei Schritte	MAPE für die ersten zehn Schritte	MAPE für die ersten drei Schritte	MAPE für die ersten zehn Schritte
Fourt/Woodlock (1960)		0,50	0,52	0,42	0,30
Bass (1969)		0,54	0,55	0,57	0,65
Robinson/Lakhani (1975)		0,46	0,27	0,43	0,43
Kalish (1985)		0,32	0,43	0,33	0,24
Bass et al.(1994)		0,49	0,61	0,59	0,53
IED1	Methode 1	1,81	1,10	0,72	0,85
	Methode 2	0,25	0,45	0,24	0,31
IED2	Methode 1	0,45	0,48	0,72	0,46
	Methode 2	0,36	0,48	0,52	0,73
IED3	Methode 1	2,09	69,50	0,67	0,74
	Methode 2	0,49	0,53	0,24	0,42
IED4	Methode 1	0,68	0,58	0,61	0,37
	Methode 2	0,55	0,51	0,21	0,31

Tabelle D-11 Prognosegüte von Innovationsdiffusionsmodellen.

Für die kurzfristige Prognose hat die erste Formulierung des IED-Modells die besten Ergebnisse unter allen geschätzten Modellen. Das MAPE der ersten Formulierung des IED-Modells ist deutlich niedriger im Vergleich zum MAPE des Kalish-Modells (1985), welches das zweitbeste Ergebnis zeigt. Bei der langfristigen Prognose zeigt die erste Formulierung auch sehr gute Ergebnisse, obwohl ihr MAPE etwas höher als das MAPE des Kalish-Modells (1985) und des Robinson/Lakhani-Modell (1975) ist.

In Abbildung D-5 werden die Prognosen von vier Innovationsdiffusionsmodellen für die vierte Software-Generation dargestellt. Bei dem visuellen Vergleich ist zu sehen, dass die erste Formulierung des IED-Modells in Bezug auf die Zukunftsprognose den meisten Innovationsdiffusionsmodellen überlegen ist. Das Bass-Modell (1969) sagt keinen Anstieg in den Absätzen durch die Einführung einer neuen Generation voraus, weil das Modell keine Marketing-Mix-Variablen beinhaltet. Das Robinson/Lakhani-Modell (1975) prognostiziert zwar sprunghafte Absatzänderung durch den Generationswechsel, unterschätzt aber deutlich die Absatzzahlen. Die erste Formu-

lierung des IED-Modells und das Kalish-Modell (1985) entsprechen dem realen Absatz am besten. Dies kann auch aus Tabelle D-12 entnommen werden, welche die Modelle aufsteigend nach MAPE für die kurzfristige Prognose sortiert.

Anhand dieser empirischen Studie lässt sich schließen, dass das IED-Modell für die praktische Anwendung sehr gut geeignet ist. Insbesondere zeigt es gute Ergebnisse bei kurzfristigen Prognosen. Für das Datenbeispiel aus der Softwarebranche zeigt sich die erste Formulierung des IED-Modells am geeignetsten. Somit bilden die Annahmen der logistischen Verteilung von Zahlungsbereitschaften und des Einflusses der interpersonellen Kommunikation auf die Zahlungsbereitschaft den Verlauf der Absatzzahlen am besten ab.

Beim Vergleich der Schätzmethoden für das IED-Modell erweist sich die zweite Methode (Tabelle D-3) als besser geeignet als die erste Schätzung. Zudem zeigen die Formulierungen des IED-Modells eine höhere Prognosegüte. Obwohl diese Befunde mit den Erkenntnissen der Simulationsstudie nicht vollkommen übereinstimmen<sup>26</sup>, empfiehlt sich für die Praxis aufgrund dieser empirischen Studie, die zweite Schätzmethode vorzuziehen. Die zweite Methode ist weniger empfindlich hinsichtlich der Wahl der Startwerte, liefert seltener negative Werte des  $R^2$  und zeigt bessere Ergebnisse im Hinblick auf die Prognosegüte.

<b>Modell</b>	<b>Kurzfristige Prognose</b>
<b>IED1 Methode 2</b>	0,25
<b>Kalish 1985</b>	0,33
<b>IED3 Methode 2</b>	0,37
<b>IED4 Methode 2</b>	0,38
<b>IED2 Methode 2</b>	0,44
<b>Robinson/Lakhani (1975)</b>	0,45
<b>Fourt/Woodlock (1960)</b>	0,46
<b>Bass et al. (1994)</b>	0,54
<b>Bass (1969)</b>	
<b>IED2 Methode 1</b>	0,59
<b>IED4 Methode 4</b>	0,65
<b>IED1 Methode 1</b>	1,27
<b>IED3 Methode 1</b>	1,38

---

<sup>26</sup> In der Simulationsstudie zeigte die erste Methode bessere Ergebnisse: die Parameterschätzer wurden weniger verzerrt.

Tabelle D-12 Modelle, aufsteigend nach MAPE sortiert, für die kurzfristige Prognose.

Modell	Langfristige Prognose
Kalish 1985	0,34
Robinson/Lakhani (1975)	0,35
IED1 Methode 2	0,38
IED4 Methode 2	0,41
Fourt/Woodlock (1960)	
IED2 Methode 1	0,47
IED3 Methode 2	0,48
IED-4 Methode 1	
Bass et al. (1994)	0,57
Bass (1969)	0,59
IED2 Methode 2	0,61
IED1 Methode 1	0,98
IED3 Methode 1	35,12

Tabelle D-13 Modelle, aufsteigend nach MAPE sortiert, für die langfristige Prognose.

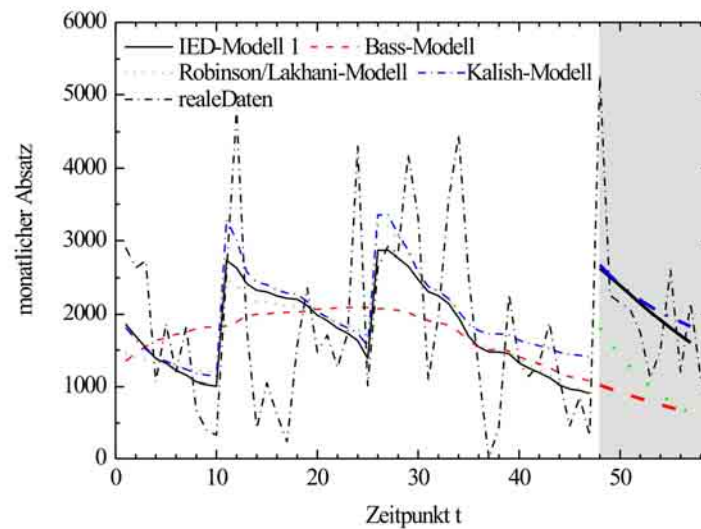


Abbildung D-5 Prognosegüte der Modelle: Aktuelle Absätze, (schwarz-punktiert); Bass-Modell (1969), (rot-punktiert); Robinson/Lakhani-Modell (1975), (grün-punktiert); Kalish-Modell (1985), (blau-punktiert), IED1 mit der zweiten Methode (schwarz).

## **E. Wichtige Ergebnisse und Wege der weiteren Forschung**



Diese Arbeit befasst sich mit Innovationsdiffusionsmodellen und deren Anwendung in der Marketingpraxis. Sie hat zwei Ziele: zum einen einen Überblick über existierende Innovationsmodelle zu schaffen und zum anderen aufgrund einer Analyse von Vor- und Nachteilen dieser Modelle ein neues besseres Modell zu entwickeln.

Da es bisher keine Klassifizierungsmethode gab, welche die Bildung von disjunkten Klassen ermöglichte, wurde ein neuer Klassifizierungsansatz im Kapitel B entwickelt. Mit dessen Hilfe ist ein strukturierter Überblick über Innovationsdiffusionsmodelle und eine leichtere Orientierung durch die zahlreichen vorhandenen Innovationsdiffusionsmodelle möglich. In diesem neuen Klassifizierungsansatz beruht die Einteilung der disjunkten Klassen auf den verbreitetsten Annahmen in der Innovationsdiffusionsmodellierung. Auf der Grundlage dieses Klassifizierungsansatzes wurden in Tabelle B-7 die prominentesten Modelle eingeordnet und ihre Vor- und Nachteile aufgezeigt. Zusätzlich wurde dargestellt, welches Datenmaterial die Modelle benötigen und für welche Zwecke sie angewendet werden können. Durch die ausführliche Diskussion der bedeutsamsten Modellklassen in Abschnitt B.III können Innovationsforscher und Marketingmanager nun leichter eine Entscheidung für ein Modell treffen. Es ist nun ausreichend zu wissen, welche Daten (Absatzdaten, Daten über Konsumenten, Preisinformationen etc.) zur Verfügung stehen und/oder welches Ziel (Absatzprognose, Einschätzung des Marktwertes eines Geschäftes etc.) verfolgt wird.

Der in Kapitel B gelieferte Überblick über den aktuellen Stand der Forschung zeigt, dass die Innovationsdiffusionsmodellierung ein sehr aktives Forschungsfeld ist. Seit der Entwicklung des Bass-Modells (1969) wurden zahlreiche neue Modelle von vielen Forschern vorgestellt (Peterson/Mahajan 1978, Lattin/Roberts 1988, Bass et al. 1994 etc.). Diese Modelle beruhen auf verschiedenen theoretischen Annahmen über den Ablauf der Innovationsdiffusion und welche Faktoren (z.B. Marketing-Mix-Variablen) einen Einfluss auf die Innovationsverbreitung haben. Die vorgestellten Modelle wurden zusätzlich an sehr unterschiedlichen Daten getestet. Für die Analyse einer veränderten Marktsituation (z.B. Monopolmarkt vs. Mehrproduktmarkt) musste bisher ein anderer Modelltyp mit entsprechenden Annahmen verwendet werden. Somit ist ein direkter Vergleich zwischen verschiedenen Modellen nicht möglich.

Um Forschern, Marketingmanagern und anderen Benutzern dennoch ein universell einsetzbares Instrument für die Innovationsdiffusionsmodellierung zur Verfügung zu stellen, wurde in Kapitel C ein neues Innovationsdiffusionsmodell vorgestellt, welches eher als eine Modellklasse bezeichnet werden sollte. Das IED-Modell kombiniert in sich viele Ansätze der Innovationsdiffusionsmodellierung und besitzt zahlreiche Vorteile gegenüber anderen Innovationsdiffusionsmodellen: Die Struktur des Modells ist sehr allgemein. Werden die Annahmen des IED-Modells genau definiert (z.B. über die Anzahl der Wettbewerbsprodukte, Verteilung der Zahlungsbereitschaften in der Bevölkerung usw.), erhält es eine explizite Form, die bekannten Innovationsdiffusionsmodellen ähnlich oder vollkommen identisch sein kann (z.B. Bass 1969, Kalish 1985, Robinson/Lakhani 1975). Ein solcher allgemeiner Modellierungsansatz des IED-Modells ist neu für die Innovationsdiffusionsforschung und hat in sich viele Vorteile:

Das IED-Modell beruht auf der Grundannahme, dass ein Konsument sich dann für ein Produkt entscheidet, wenn sein individueller Nettonutzen größer ist, als der Preis des Produktes und kein Konkurrenzprodukt einen höheren Nettonutzen besitzt. Da diese Kaufentscheidung nicht für den einzelnen Konsumenten, sondern über eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zahlungsbereitschaften von allen Konsumenten gebildet wird, vereinigt das IED-Modell die Vorteile von zwei bisher konträren Modellklassen: Durch seine aggregierte Ebene stellt das IED-Modell, im Gegensatz zu Innovationsdiffusionsmodellen auf individueller Ebene, sehr geringe Anforderungen an Daten. Es ist ausreichend, Absatzdaten, Informationen über Preise und Werbeausgaben zu haben. Zum anderen kann der Einfluss von entscheidenden Variablen wie Marketing-Mix-Variablen oder interpersonelle Kommunikation, auf der individuellen Ebene berücksichtigt werden. Somit besitzt das IED-Modell die entscheidende Stärke von Innovationsdiffusionsmodellen auf der individuellen Ebene. Durch die Berücksichtigung der Konsumentenheterogenität und deren Entscheidungsprozesse ist im IED-Modell die formale Abbildung der Marketing-Mix-Variablen, wie Preis, Werbung und Produktqualität, theoretisch begründet. Hierdurch umgeht das IED-Modell diesen erheblichen Nachteil der aggregierten Modelle.

Darüber hinaus ermöglicht das IED-Modell eine flexible Darstellung von Produktinteraktionen. Es spielt keine Rolle, ob es sich um einen Generationswechsel oder um

Wettbewerbsinteraktionen handelt. Beide Fälle können mit dem IED-Modell abgebildet werden. Solche flexible Einbindung von Produktinteraktionen war bisher mittels aggregierter Innovationsdiffusionsmodelle nicht möglich.

Die Grundannahme des IED-Modells kann mit verschiedenen Annahmen über die zu analysierende Innovation (z.B. Innovation mit oder ohne Wiederholungskäufe) und deren Markt (z.B. Anzahl der Wettbewerbsprodukte) gefüllt werden. Die verschiedenen möglichen Annahmen wurden ausführlich in Abschnitt C.IV. behandelt. Aufgrund dieser verschiedenen Annahmen, kann das IED-Modell unterschiedliche explizite Formen annehmen. Eine Auswahl von Formen ist in den Tabellen C-11, C-12, C-13 und C-14 zu finden. Unter der Internetadresse [www.ied-modell.de](http://www.ied-modell.de) kann interaktiv die gewünschte explizite Form des IED-Modells erstellt werden.

Einige der Annahmen, die getroffen wurden um eine geschlossene Lösung des IED-Modells zu erhalten, müssen nicht mit der Realität übereinstimmen. In Abschnitt C.IV.3 wurde untersucht, zu welchen Verzerrungen es in der Abbildung des Innovationsdiffusionsverlaufes kommen kann, wenn die individuellen Zahlungsbereitschaften bzw. der Bekanntheitsgrad eines Produktes und die Zahlungsbereitschaft nicht voneinander unabhängig sind.

In Kapitel D wurde die praktische Anwendung des IED-Modells mittels Monte-Carlo-Simulationen und anhand von realen empirischen Daten getestet. Obwohl Monte-Carlo-Simulationen sich in vielen Wissenschaften (z.B. Evolutionsforschung, Physik etc.) bewährt haben, wurden sie bisher in der Innovationsdiffusionsforschung kaum verwendet. In Abschnitt D.II. wurden zwei mögliche Anwendungen der Monte-Carlo-Simulation gezeigt: Der Verlauf einer Innovationsdiffusion nach dem IED-Modell konnte dargestellt werden. Dieser Verlauf entspricht vollkommen den theoretischen Erwartungen und bisherigen empirischen Studien. Zum anderen können Schätzmethoden und ihre Güte mit Hilfe der Monte-Carlo-Simulation analysiert werden. In dieser Arbeit wurden zwei verschiedene Schätzmethoden verglichen. Dabei zeigten beide Schätzmethoden ungefähr gleich gute Ergebnisse.

Im entscheidenden Abschnitt des Kapitels D wurden vier verschiedene Formen des IED-Modells an realen Absatzdaten eines Softwareproduktes getestet. Zum Vergleich wurden darüber hinaus vier bekannte Innovationsdiffusionsmodelle

herangezogen. Obwohl die Daten starke Schwankungen aufwiesen, zeigte das IED-Modell eine sehr gute Anpassungsfähigkeit. Der Verlauf der Absatzzahlen und der kumulierten Verkäufe konnten sehr gut abgebildet werden. Insbesondere der starke Anstieg der Verkaufszahlen durch die Einführung einer neuen Produktgeneration konnte sehr gut reproduziert werden. Das Anpassungsvermögen des IED-Modells war im Durchschnitt besser als das der vier Vergleichsmodelle.

Aufgrund der Anpassung an einen Teil der Daten wurde mit dem IED-Modell eine Vorhersage für den Rest der Daten erstellt. Auch hier zeigte das IED-Modell eine sehr gute Vorhersagefähigkeit.

Die starke Variabilität des IED-Modells erscheint auf den ersten Blick verwirrend. Sie birgt aber in sich eine der Hauptstärken des IED-Modells: Oft ist bei der Modellierung einer Innovationsdiffusion nicht exakt bekannt, welchen Einfluss welche Faktoren (z.B. interpersonelle Kommunikation) haben. Bisher mussten Innovationsforscher für verschiedene Marktsituationen verschiedene Modelltypen zur Hilfe nehmen, deren Ergebnisse nicht direkt vergleichbar sind. Durch die universelle Form des IED-Modells ist es nun jedoch möglich verschiedene Marktsituationen mit dem prinzipiell gleichen Modell zu untersuchen. Daher ist es möglich, den Einfluss von verschiedenen Faktoren zu analysieren. Im praktischen Test erwies sich das IED-Modell als den vier weitverbreitetsten Modellen überlegen. Mit dem IED-Modell wird somit eine Lücke zwischen theoretisch begründeter Innovationsdiffusionsforschung und der praktischen mathematischen Modellierung geschlossen.

Trotz dieser Vorteile des IED-Modells gibt es Bedarf nach weiterer Forschung. Insbesondere sind einige Annahmen bei der Modellierung der Innovationsdiffusion noch nicht gesichert.

- Die Wahl einer Verteilungsform über die Zahlungsbereitschaften muss theoretisch begründet werden. Daher ist eine Untersuchung der Frage notwendig, für welchen Produkttyp welche Verteilungsformen am typischsten sind. Nicht für alle Verteilungsformen ist eine geschlossene Lösung des IED-Modells möglich.
- In Abschnitt C.IV.3 wurde gezeigt, dass die Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften zu einer verzerrten Abbildung der Innovationdiffusion

führt. Obschon die Berücksichtigung der abhängigen Zahlungsbereitschaften für verschiedene Produkte im IED-Modell theoretisch möglich ist, stellt die Ableitung einer expliziten analytischen Form des IED-Modells dennoch eine Herausforderung dar. Die Lösung dieses Problems würde eine genauere Absatzanalyse und –prognose für konkurrierende Marken ermöglichen.

- Auch für die Annahme, dass der Bekanntheitsgrad eines Produktes unabhängig von der Zahlungsbereitschaft ist, wurde festgestellt, dass es zu Abweichungen kommen kann. Die Berücksichtigung dieser Abhängigkeiten würde aber auch die Berechnung einer geschlossenen Lösung des IED-Modells und somit jegliche praktische Anwendung erschweren bzw. unmöglich machen. Der Verzicht auf diese Annahme erfordert eine weitere Forschung in Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie und wird jedoch zur realitätsnäheren Abbildung von Marktprozessen führen.
- Die mathematische Darstellung der Wirkung von interpersoneller Kommunikation und Werbung ist nur begrenzt möglich. Auch hier ist nur bei bestimmten Funktionsformen eine geschlossene Form des IED-Modells möglich.
- Obwohl das IED-Modell auf die individuelle Ebene eingeht, berücksichtigt es viele Aspekte des Konsumentenverhaltens nicht, beispielsweise Dauer der Adoptionsentscheidung, aktive Informationssuche, Änderung der Zahlungsbereitschaften z.B. aufgrund einer technologischen Veralterung eines Produktes.

Um diese Probleme der Modellierung zu lösen, müssen folgende Fragen geklärt werden:

- Wie unterscheiden sich verschiedene Produkttypen in ihrer Art des Innovationsdiffusionsprozesses?
- Wie beeinflussen verschiedene Informationsquellen die Adoptionsentscheidungen?
- Wie unterscheiden sich die Konsumenten in Bezug auf ihr Adoptionsverhalten und welche individuellen Eigenschaften tragen dazu bei?
- Wie entscheiden sich die Konsumenten unter Unsicherheit?

- Wie hängen die individuellen Zahlungsbereitschaften zusammen?
- Ob und wie sind der Bekanntheitsgrad eines Produktes und die Zahlungsbereitschaften eines Konsumenten voneinander abhängig?

Ein gut geeignetes Mittel diese Fragen zu beantworten ist die Durchführung von Experimenten. Sie ermöglichen einen Blick in den Konsumentenentscheidungsprozess im Kontext der Innovationsdiffusion unter kontrollierten Bedingungen.

Darüber hinaus sind weitere empirische Studien mit realen und simulierten Daten notwendig, anhand derer existierende Innovationsdiffusionsmodelle getestet und verglichen werden können.

Eine weitere wissenschaftliche Herausforderung in der Innovationsdiffusionsforschung stellen statistische Schätzmethoden dar. Da sie oft verzerrte Schätzungen von Modellparametern liefern, sind sie nur begrenzt geeignet.

## Literaturverzeichnis

*Abrahamson Eric, Rosenkopf Lori* (1997): Social Network Effects on the Extent of Innovation Diffusion: A Computer Simulation, in: *Organization Science*, 8(3), 289-309.

*Armstrong J. Scott, Grohman Michael C.* (1972): A Comparative Study of Methods for Long-Range Market Forecasting, in: *Management Science*, 19(2), Application Series, 211-221.

*Assunção Joao L., Meyer Robert J.* (1993): The Rational Effect of Price Promotion on Sales and Consumption, in: *Management Science*, 39(5), 517-535.

*Bass Frank M.* (1969): A New-Product Growth Model for Consumer Durables, in: *Management Science*, 15, 215-227.

*Bass Frank M., Dipak Jain, Krishnan Trichy V.* (2000): Modeling the Marketing-Mix Influence in New Product Diffusion, in: *Mahajan Vijay, Muller Eitan, Wind Yoram: New-Product Diffusion Model*, S. 99-122.

*Bass Frank M., Krishnan Trichy V., Jain Dipak C.* (1994): Why the Bass Model Fits without Decision Variables, in: *Marketing Science*, 13(3), 203-223.

*Bayus Barry L.* (1998): An Analysis of Product Lifetimes in a Technologically Dynamic Industry, in: *Management Science*, 44 (6), S. 763-775.

*Bayus, Barry L., Hong Saman, Labe Russell P. Jr.* (1989): Developing and Using Forecasting Models of Consumer Durables, in: *Journal of Product Innovation Management*, 6, 5-19.

*Bettman James R.* (1979): An information processing theory of consumer choice.

*Booz, Allen und Hamilton* (1971): *Management of New Products*.

*Bottomley Paul A., Fildes Robert* (1998): The Role of Prices in Models of Innovation Diffusion, in: *Journal of Forecasting*, 17, 539-555.

*van den Bulte Christophe, Lilien Gary L.* (1997): Bias and Systematic Changes in the Parameter Estimates of Macro-Level Diffusion Models, *Marketing Science*, 16(4), 338 – 353.

*van den Bulte Christophe, Lilien Gary L.* (2001): Two-Stage Partial Observability Models of Innovation Adoption, <http://www-marketing.wharton.upenn.edu/ideas/pdf/99-016.pdf>.

*van den Bulte Christophe* (2000): New Product Diffusion Acceleration: Measurement and Analysis, in: *Marketing Science*, 19 (4), 366-380.

*Caudill* Steven B., *Ford* Jon M., *Kaserman* David L. (1995): Certificate-of-Need Regulation and the Diffusion of Innovations: A Random Coefficient Model, in: *Journal of Applied Econometrics*, 10(1), 73-78.

*Chambers*, John C., *Mullick* Satinder, *Smith* Donald D. (1971): "How to choose the right forecasting technique," in: *Harvard Business Review*, 49, 45-71.

*Chatterjee* Rabikar, *Eliashberg* Jehoshua (1990): The Innovation Diffusion Process in a Heterogeneous Population: A Micromodeling Approach, in: *Management Science*, 36(9), 1057-1079.

*Crawford* C. Merle (1979): New Product Failure Rates – Facts and Fallacies, in: *Research Management*, S. 9-13.

*DeGroot* Morris H. (1970): *Optimal Statistical Decisions*.

*Dodson* Joe A. Jr., *Muller* Eitan (1978): Models of New Product Diffusion Through Advertising and Word-of-Mouth, in: *Management Science*, 24(15), 1568-1578.

*Domencich* Tom A., *McFadden* Daniel (1975): Urban Travel Demand: A Behavior Analysis.

*Easingwood* Christopher J., *Mahajan* Vijay, *Muller* Eitan (1983): A Nonuniform Influence Innovation Diffusion Model of New Product Acceptance, in: *Marketing Science*, 2(3), 273-295.

*Eliashberg* Jehoshua, *Chatterjee* Rabikar (1986): Stochastic Issues in Innovation Diffusion Models, in: *Mahajan* Vijay, *Wind* Yoram: *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, 151-199.

*Ettlie* John E., *Vellenga* David B. (1979): The adoption Time Period for Some Transportation Innovations, in: *Management Science*, 25(5), 429-443.

*Feder* Gershon, *O'Mara* Gerald T. (1982): On Information and Innovation Diffusion: A Bayesian Approach, in: *American Agricultural Economics Association*, 64, 145-147.

*Fischbein*, Martin (1967): "Attitude and the Prediction of Behavior", in: *Fischbein* Martin: *Readings in Attitude Theory and Measurement*.

*Fournier* Louis A., *Woodlock* Joseph W. (1960): Early Prediction of Market Success for New Grocery Products, in: *Journal of Marketing*, 26(2), 31-38.

*Franses* Philip Hans (2003): On the Bass diffusion theory, empirical models and out-of-sample forecasting, in: *ERIM Report ERS-2003-034-MKT*, Erasmus University Rotterdam.

*Gatignon* Hubert, *Robertson* Thomas S. (1985): A Propositional Inventory for New Diffusion Research, in: *The Journal of Consumer Research*, 11(4), 849-867.



*Giovanis A. N., Skiadas C. H. (1999): A Stochastic Logisitic Innovation Diffusion Model Studying the Electricity Consumption in Greece and the United States, Technological Forecasting and Social Change, 61, 235-246.*

*Goldenberg Jacob, Libai Barak, Muller Eitan (2001): Using Complex System Analysis to Advance Marketing Theory Development, Modeling Heterogeneity Effects on New Product Growth through Stochastic Cellular Automata, in: Academy of Marketing Science Review, 2001(9), <http://www.amsreview.org/articles/goldenberg09-2001.pdf>.*

*Goswami Debasree, Karmeshu (2004): Study of Population heterogeneity in innovation diffusion model: Estimation based on simulated annealing, in: Technological Forecasting and Social Change, 71, 705-722.*

*Griffiths William, Hill R. Carter, Judge George (1993): Learning and Practicing Econometrics.*

*Grishchenko Yulia, Schade Christian (2005): Schätzung des Bass-Modells mittels der Methode der kleinsten Quadrate: Eine Monte-Carlo-Simulationsstudie zu bekannten und unbekannten Problemen, in: Thorsten Posselt, Christian Schade: Quantitative Marketingforschung in Deutschland, 277-298.*

*Hardie Bruce G. S., Fader Peter S., Wisniewski Michael (1998): An Empirical Comparison of New Product Trial Forecasting Models, in: Journal of Forecasting, 17, 209-229.*

*Harhoff Dietmar, Licht Georg (1996): Innovationsaktivitäten kleiner und mittlerer Unternehmen: Ergebnisse des Mannheimer Innovationspanels, in: Schriftenreihe des ZEW, Band 8.*

*Hartung Philip H., Fisher James L. (1965): Brand Switching and Mathematical Programming in Market Expansion, in: Management Science, 11(10), B231-B243.*

*Hauser John R., Wisniewski Kenneth J. (1982): Dynamic Analysis of Consumer Response to Marketing Strategies, in: Management Science, 28 (5), 455-486.*

*Heeler Roger M., Hustad Thomas P. (1980): Problems in Predicting New Product Growth for Consumer Durables, in: Management Science, 26(10), 1007 – 1020.*

*Helsen Kristiaan, Schmittlein David C. (1993): Analyzing Duration Times in Marketing: Evidence for the Effectiveness of Hazard Rate Models, in: Marketing Science, 12(4), 395-414.*

*Hofbauer Günter (2004): Erfolgsfaktoren bei der Einführung von Innovationen. Arbeitsberichte, 3, [http://www.fh-ingolstadt.de/FWEB\\_165.htm](http://www.fh-ingolstadt.de/FWEB_165.htm).*

*Horsky Dan (1990): A Diffusion Model Incorporating Product Benefits, Price, Income and Information, in: Marketing Science, 9(4), 342-385.*

*Horsky Dan, Simon Leonard S.* (1983): Advertising and the Diffusion of New Products, in: *Marketing Science*, 2(1), 1-17.

*Islam Towhidul, Meade Nigel* (2000): Modelling diffusion and Replacement, in: *European Journal of Operational Research* 125, 551-570.

*Jun Duk Bin, Park Yoon S.* (1999): A Choice-Based Diffusion Model for Multiple Generation of Products, in: *Technological Forecasting and Social Change*, 61, 45-58.

*Kaas Klaus Peter* (1973): Diffusion und Marketing: Das Konsumentenverhalten bei der Einführung von neuer Produkte.

*Kaas Klaus Peter* (1990): Marketing als Bewältigung von Informations- und Unsicherheitsproblemen im Markt, in: *Die Betriebswirtschaft* 50(4), 539-548.

*Kaas Klaus Peter, Ruprecht , Heidrun* (2003): Sind die Vickrey Auktion und der BDM-Mechanismus wirklich anreizkompatibel? – Empirische Befunde und optimale Bietstrategien bei unsicheren Zahlungsbereitschaften, Arbeitspapier Nr. 11 des Lehrstuhls für Marketing I, Frankfurt a.M.

*Kalish Shlomo* (1985): A New Product Adoption Model with Price, Advertising, and Uncertainty, in: *Management Science*, 31(12), 1569-1585.

*Kamakura Wagner A., Balasubramanian Siva K.* (1987): Long-term Forecasting with Innovation Diffusion Models: The Impact of Replacement Purchase, in: *Journal of Forecasting*, 6, 1-19.

*Kamakura Wagner A., Balasubramanian Siva K.* (1988): Long-term view of the diffusion of durables: A study of the role of price and adoption influence processes via tests of nested models, in: *International Journal of Research Marketing*, 5, 1-13.

*Karmeshu, Goswami Debarsree, D.* (2001): Stochastic evolution of innovation diffusion in heterogeneous groups: study of life cycle patterns, in: *IMA Journal of Management Mathematics*, 12, 107-126.

*Karmeshu, Pathria R. K.* (1980): Diffusion of Information in a Random Environment.", in: *Journal of Mathematical Sociology*, 7, 215-227.

*Keeney Ralph L., Raiffa Howard* (1976): Decision Making with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs.

*Kim Won-Joon, Lee Jeong-Dong, Kim Tai-Yoo* (2005): Demand forecasting for multigenerational product combining discrete choice and dynamics of diffusion under technological trajectories, in: *Technological Forecasting and Social Change*, 72, 825-849.

*Kim Namwoon, Mahajan Vijay, Srivastava Rajendra K.* (1995): Determining the Going Market Value of a Business in an Emerging Information Technology Industry:

The Case of the Cellular Communications Industry, in: Technological Forecasting and Social Change 49, 257-279.

*Köllinger Philipp* (2005): Technological change: An analysis of the diffusion and implications of e-business technologies.

*Köllinger Philipp, Schade Christian* (2004): "Adoption of E-Business: Patterns and Consequences of Network Externalities", Center for Applied Statistics and Economics, Arbeitspapier Nr. 5, Humboldt-Universität zu Berlin.

*Labay, Duncan G., Kinnear Thomas C.* (1981): Exploring the Consumer Decision Process in the Adoption of Solar Energy Systems, in: Journal of Consumer Research, 8, 271-278.

*Lancaster Kelvin* (1966): A New Approach to Consumer Theory", in: Journal of Political Economy, 132-157.

*Lattin, James M., Roberts John H.* (1988): Modeling the Role of Risk-Adjusted Utility in the Diffusion of Innovations, Working Paper 1019, Graduate School of Business, Stanford University.

*Lattin James M., Roberts John H.* (2000): The Application of an Individual Level Diffusion Modell Prior to Launch, Research Paper 1663, Graduate School of Business Stanford University, Stanford CA.

*Lekvall Per, Wahlbin Clas* (1973): A Study of Some Assumption Underlying Innovation Diffusion Functions, in: Swedish Journal of Economics, 75, 362-377.

*Lenk Peter J., Rao Ambar G.* (1990): New Models from Old: Forecasting Product Adoption by Hierarchical Bayes Procedure, Marketing Science, 9(1), 42-53.

*Levin Sharon G., Levin Stanford L., Meisel John B.* (1987): A Dynamic Analysis of the Adoption of a New Technology: The Case of Optimal Scanners, in: The Review of Economics and Statistics, 69(1), 12-17.

*Lilien Gary L., Kotler Philip, Moorthy K. Sridhar* (1992): Marketing Models.

*Lilien Gary L., Rao Ambar G., Kalish Shlomo* (1981): Bayesian Estimation and Control of Detailing Effort in a Repeat Purchase Diffusion Environment, in: Management Science, 27(5), 493-506.

*Litfin Thorsten* (2000): Adoptionsfaktoren: Empirische Analyse am Beispiel eines innovativen Telekommunikationsdienstens.

*Mahajan Vijay, Muller Eitan, Bass Frank M.* (1990): New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research, in: Journal of Marketing, 54, 1-26.

*Mahajan Vijay, Muller Eitan, Bass Frank M. (1995): Diffusion of New Products: Empirical Generalizations and Managerial Uses, in: Marketing Science, 14(3), G79-G88.*

*Mahajan Vijay, Muller Eitan, Kerin Roger A. (1984): Introduction Strategy for New Products with Positive and Negative Word-of-Mouth, in: Management Science, 30(12), 1389-1404.*

*Mahajan Vijay, Muller Eitan, Wind Yoram (2000): New-Product Diffusion Models.*

*Mahajan Vijay, Sharma S., Buzzell R. D. (1993): Assessing the Impact of Competitive Entry on Market Expansion and Incumbent Sales, in: Journal of Marketing, 57, 39-52.*

*Mahajan Vijay, Wind Yoram (1986): Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance.*

*Manceau Delphine, Eliashberg Jehoshua, Rao Vithala R. (2002): A new diffusion model for preannounced products, <http://hops.wharton.upenn.edu/ideas/pdf/Eliashberg/new%20diffusion%20model.pdf>.*

*Mansfield E. (1961): Technological Change and the Rate of Imitation, in: Econometrica, 29(4), 741-766.*

*Martino Joseph P. (2003): A review of selected recent advances in technological forecasting, in: Technological Forecasting and Social Change, 70, 719-733.*

*McFadden Daniel L. (1974): Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior, in: P. Zarembka: Frontiers in Econometrics, 105-142.*

*McFadden Daniel L. (1980): Econometric Models for Probabilistic Choice Among Products, in: Journal of Business, 53 (3), 13-29.*

*Meade Nigel, Islam Towhidul (1998): Technological Forecasting – Model Selection, Model Stability, and Combining Models, in: Management Science, 44(8), 1115-1130.*

*Mesak Hani I. (1996): Incorporating price, Advertising and Distribution in Diffusion Models of Innovation: Some Theoretical and Empirical Results, in: Computers and Operation Research, 23(10), 1007-1023.*

*Meyer Robert J., Sathi Arvind (1985): A Multiattribute Model of Consumer Choice during Product Learning, Management Science, 4(1), 41-61.*

*Midgley David F. (1976): A Simple Mathematical Theory of Innovative Behavior, in: The Journal of Consumer Research, 3(1), 31-41.*

*Moe Wendy W., Fader Peter S. (2002): Fast-Track Article Using Advance Purchase Orders to Forecast New Product Sales, in: Marketing Science, 21(3), 347-364.*

- Nelson Phillip* (1970): Information and Consumer Behavior, in: *Journal of Political Economy*, 78(2), 311-329.
- Nerlove Marc, Arrow Kenneth J.* (1962): Optimal Advertising Policy under Dynamic Conditions, in: *Economica, New Series*, 29(114), 129-142.
- Niu, Shun-Chen* (2002): A Stochastic Formulation of the Bass Model of New-Product Diffusion, in: *Mathematical Problems in Engineering*, 8(3), 249-263.
- Norton John A., Bass Frank M.* (1987): A Diffusion Theory Model of Adoption and Substitution for Successive Generations of High-Technology Products, in: *Management Science*, 33(9), 1069-1086.
- Oliver Robert M.* (1987): A Bayesian Model to Predict Saturation and Logistic Growth, in: *The Journal of the Operational Research Society*, 38(1), 49-56.
- Olson Jerome, Choi, Seungmook* (1985): A product diffusion model incorporating repeat purchase, in: *Technological Forecasting and Social Change*, 27, 385-397.
- Ostlund, Lyman E.* (1974): Perceived Innovation Attributes as Predictors of Innovativeness, in: *Journal of Consumer Research*, 1, 23-29.
- Peterson Robert A., Mahajan Vijay* (1978): Multi-Product Growth Models, in: *Research in Marketing*, 1, 201-231.
- Pohl Alexander* (1996): Leapfrogging bei technologischen Innovationen: Ein Erklärungsansatz auf Basis der Theorie des wahrgenommenen Risikos.
- Putsis William P. Jr.* (1996): Temporal Aggregation in Diffusion Models of First-Time Purchase: Does Choice of Frequency Matter?, in: *Technological Forecasting and Social Change*, 51, 265 – 279.
- Rao Sanjay-Kumar* (1985): An Empirical Comparison of Sales Forecasting Models, in: *Journal of Product Innovation Management*, 4, 232-242.
- Ratchford Brian T., Balasubramanian Siva K., Kamakura Wagner A.* (2000): Diffusion Models with Replacement and Multiple Purchases, in: Mahajan Vijay, Muller Eitan, Wind Yoram: *New-Product Diffusion Models*, 123-140.
- Reibstein David J., Farris Paul W.* (1995): Market Share and Distribution: A Generalization, a Speculation, and Some Implications, in: *Marketing Science*, 14(3), G190-G202.
- Roberts John H., Lattin James M.* (2000): Disaggregate-Level Diffusion Models, in Mahajan Vijay, Muller Eitan, Wind Yoram: *New-Product Diffusion Models*, 207-236.

*Roberts John H., Urban Glen L. (1988): Modeling Multiattribute Utility, Risk, and Belief Dynamics for New Consumer Durable Brand Choice, in: Management Science, 34(2), 167-185.*

*Robinson Bruce, Lakhani Chet (1975): Dynamic Price Models for New-Product Planning, Management Science, 21(10), Application Series, 1113-1122.*

*Rogers Everett M. (1995): Diffusion of Innovation, Fourth Edition.*

*Rose Nancy L., Joskow Paul L. (1990): The Diffusion of New Technologies: Evidence from the Electric Utility Industry, The RAND Journal of Economics, 21(3), 354-373.*

*Schade Christian (2005): "Dynamics, Experimental Economics, and Entrepreneurship", in: Journal of Technology Transfer, 30(4), 403-431.*

*Schade Christian (2004): "Ökonomische Laborexperimente und Konsumentenverhalten", in: Gröppel-Klein Andrea: Konsumentenverhaltensforschung im 21. Jahrhundert, 565-584.*

*Schade Christian, Schott Eberhard (1993): Kontraktgüter im Marketing, in: Marketing Zeitschrift für Forschung und Praxis 15, 15-25. Schurz Henri (1996): Modeling and Analysis of Stochastic Innovation Diffusion, in: Zeitschrift für Angewandte Mathematik und Mechanik, 76, 366-369.*

*Simon Hermann, Sebastian Karl-Heinz (1987): Diffusion and Advertising: The German Telephone Campaign, in: Management Science, 33(4), 451-466.*

*Skiadas Christos (1985): Two Generalized Rational Models for Forecasting Innovation Diffusion, Technological Forecasting and Social Change, 27, 39-61.*

*Skiadas C. H., Giovanis A. N. (1997): A Stochastic Bass Innovation Diffusion Model for Studying the Growth of Electricity Consumption in Greece, Applied Stochastic Models and Data Analysis, 13, 85-101.*

*Speece Mark W., MacLachlan Douglas L. (1995): Application of a Multi-Generation Diffusion Model to Milk Container Technology, in: Technological Forecasting and Social Change, 49, 281-295.*

*Srinivasan V., Mason Charlotte H. (1986): Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models, in: Marketing Science, 5(2), 169-178.*

*Steffens Paul R., (2001): An Aggregate Sales Model for consumer Durables Incorporating a Time Varying Mean Replacement Age, in: Journal of Forecasting, 2001(1), 63-77.*

*Stoneman, Paul (2002): The Economics of Technological Diffusion.*

*Swanson E. Burton* (1994): Information Systems Innovation among Organizations, in: *Management Science*, 40(9), 1069-1092.

*Swinyard, William R., Kenneth A. Coney* (1978): Promotional Effects on a High-versus Low-Involvement Electorate, in: *Journal of Consumer Research*, 5, 41-48.

*Tigert Douglas, Farivar Behrooz* (1981): The Bass New Product Growth Model: A Sensitivity Analysis for A High Technology Product, in: *Journal of Marketing*, 45, 81-90.

*Ueda Tohru* (1990): A study of a competitive Bass model, which takes into account competition among firms, in: *Journal of the Operation Research, Society of Japan*, 33(4), 319-334.

*Urban Glen L., Hauser John R.* (1993): *Design and Marketing of New Products*, Second Edition.

*Urban Glen L., Hauser John R., Roberts John R.* (1990): Prelaunch Forecasting of New Automobiles, in: *Management Science*, 36(4), 401-421.

*Voß Werner* (2000): *Taschenbuch der Statistik*.

*Weerahandi S., Dalal S. R.* (1992): A Choice-Based Approach to the Diffusion of a Service: Forecasting Fax Penetration by Market Segments, in: *Marketing Science*, 11(1), 39-53.

*Weiber, Rolf* (1992): *Diffusion von Telekommunikation*.

*Wentzel* (1969): *Teorija werojetnotej* (Вентцель (1969): *Теория Вероятностей*).

*Wilson Lynn O., Norton John A.* (1989): Optimal Entry Timing for a Product Line Extension, in: *Marketing Science*, 8(1), 1-17.

*Wind Jerry Y., Mahajan Vijay, Bayless J. L.* (1990): *The Role of New Product Models in Supporting and Improving the New Product Development Process: Some Primary Results*, Cambridge, MA: The Marketing Science Institute.

*Yu Yumei, Wang Wendi, Zhang Yong* (2003): An Innovation Diffusion Model for Three Competitive Products, in: *Competers and Mathematics with Applications*, 46, 1473-1481.

## **Anhang**



## I. Kaufwahrscheinlichkeit

Am Markt sind mehrere Produkte  $(1, 2, \dots, i, \dots, n-1, n)$  etabliert. Für jedes Produkt  $i$  wird der Anteil der Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit mit der Wahrscheinlichkeit  $q_i$  definiert. Die Wahrscheinlichkeiten  $q_i$  für verschiedene Produkte sind voneinander unabhängig und in der Bevölkerung gleich verteilt, d.h. jeder Konsument hat die gleiche Wahrscheinlichkeit zu den Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit zu gehören.

Die Gesamtwahrscheinlichkeitsdichte  $h$  über den Nettonutzen  $U$  in der Bevölkerung wird mit der Funktion  $h(U)$  abgebildet, wobei der Vektor  $U = (u_i, u_1, \dots, u_{i-1}, u_{i+1}, \dots, u_n)$  aus den einzelnen Nettonutzen  $u_i$  der Produkte  $i$  besteht.

Da mehrere Produkte am Markt etabliert sind, gibt es verschiedene Konsumentengruppen, die unterschiedliche Kaufgelegenheiten<sup>27</sup> haben. Dies drückt sich dadurch aus, dass die Konsumenten aus verschiedenen Gruppen unterschiedliche Sets von Produkten bei einer Kaufentscheidung in Betracht ziehen können. So kann z.B. einer Gruppe nur das Produkt  $1$  zur Verfügung stehen. In diesem Fall betrachten die Konsumenten aus dieser Gruppe bei ihrer Kaufentscheidung nur das Produkt  $1$ . Die Wahrscheinlichkeit, zu dieser Gruppe zu gehören, ist gleich dem Produkt aus der Wahrscheinlichkeit, ein Konsument mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit für Produkt  $1$  zu sein und den Wahrscheinlichkeiten nicht zu Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit eines anderen Produktes zu gehören:

$$\text{Pr}_1 = q_1 \prod_{i=2}^n (1 - q_i).$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Konsument zu den Konsumenten mit Produktwissen und physischer Erwerbsgelegenheit für Produkt  $1$  und  $2$  gehört, ist gleich der folgenden Gleichung:

---

<sup>27</sup> Die Kaufgelegenheit eines Produktes wird durch seinen Bekanntheitsgrad und die Verfügbarkeit in Verkaufsstellen bestimmt.

$$\Pr_{12} = q_1 q_2 \prod_{i=3}^n (1 - q_i).$$

Die mögliche Gruppenanzahl der Konsumenten, die sich durch ihre „Zugehörigkeit“ unterscheiden, hängt von der Anzahl der Wettbewerbsprodukte ab. Wenn z.B. drei Produkte am Markt vorhanden sind, existieren sieben Konsumentengruppen:

Konsumenten- gruppe	Produkte, für welche die ent- sprechende Konsumentengruppe die Kaufgelegenheit hat	Die Wahrscheinlichkeit, dass ein zufällig gezogener Konsument zur ent- sprechenden Gruppe gehört
1	1	$q_1(1 - q_2)(1 - q_3)$
2	2	$q_2(1 - q_1)(1 - q_3)$
3	3	$q_3(1 - q_1)(1 - q_2)$
4	1, 2	$q_1 q_2 (1 - q_3)$
5	1, 3	$q_1 q_3 (1 - q_2)$
6	2, 3	$q_2 q_3 (1 - q_1)$
7	1, 2, 3	$q_1 q_2 q_3$

*Tabelle 1 Konsumentengruppen, die sich bei einer Kaufentscheidung durch in Betracht gezogene Produktsets unterscheiden.*

Wie bereits erwähnt, ziehen die Konsumenten aus verschiedenen Gruppen unterschiedliche Produkt-Sets in Betracht. Die Wahrscheinlichkeit für eine Kaufentscheidung eines Produktes wird dabei durch die Wahrscheinlichkeitsdichte  $h(U)$  bestimmt, wobei die Zusammensetzung des Vektors  $U$  die Differenzen in Produktsets berücksichtigt.

Die Wahrscheinlichkeit z.B. dafür, dass das Produkt 1 gekauft wird, setzt sich aus der Summe der Wahrscheinlichkeiten einzelner Gruppen, die Produkt 1 in Betracht ziehen und der Wahrscheinlichkeit, dass sich bei der Kaufentscheidung für Produkt 1 entschieden wird (siehe Tabelle 2) zusammen.

Gruppe	Produkte, für welche die entsprechende Konsumentengruppe die Kaufgelegenheit hat	Kaufwahrscheinlichkeit in der entsprechenden Gruppe
1	1	$q_1(1-q_2)(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)du_1$
4	1, 2	$q_1q_2(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2 u_1)du_2du_1$
5	1, 3	$q_1q_3(1-q_2)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3 u_1)du_3du_1$
7	1, 2, 3	$q_1q_2q_3\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1}\int_{b_2}^{u_1} h(u_2,u_3 u_1)du_2du_3du_1$
Summe	$ \begin{aligned} & q_1(1-q_2)(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)du_1 + q_1q_2(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2 u_1)du_2du_1 \\ & + q_1q_3(1-q_2)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3 u_1)du_3du_1 + q_1q_2q_3\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1}\int_{b_2}^{u_1} h(u_2,u_3 u_1)du_2du_3du_1 = \\ & q_1\int_0^{c_1} h(u_1)\left((1-q_2)(1-q_3) + q_2(1-q_3)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2 u_1)du_2 + \right. \\ & \left. q_3(1-q_2)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3 u_1)du_3 + q_3q_2\int_{b_3}^{u_1}\int_{b_2}^{u_1} h(u_2,u_3 u_1)du_2du_3\right)du_1 = \\ & q_1\int_0^{c_1} h(u_1)\left(1 - \sum_{j=2}^3 q_j\int_{b_j}^{u_1} h(u_j u_1)du_j + \sum_{j=2}^2\sum_{k=3}^3 q_jq_k\int_{b_j}^{u_1}\int_{b_k}^{u_1} h(u_j,u_k u_1)du_kdu_j\right)du_1 \end{aligned} $	

Tabelle 2 Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt 1.

Für eine beliebige Anzahl von etablierten Produkten am Markt lässt sich die Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt  $i$  im IED-Modell wie folgt darstellen:

$$\begin{aligned}
a_i = P(u_i > 0, u_i = \max\{U\}, Q) = \\
q_i \int_0^{c_i} h(u_i) \left( 1 - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n q_j \int_{u_i}^{c_i} h(u_j | u_i) du_j + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{k=i+1 \\ k \neq i}}^n q_j q_k \int_{u_i}^{c_j} \int_{u_i}^{c_k} h(u_j, u_k | u_i) du_k du_j \right. \\
- \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-2} \sum_{\substack{k=j+1 \\ k \neq i}}^{n-1} \sum_{\substack{m=k+1 \\ m \neq i}}^n q_j q_k q_m \int_{u_i}^{c_j} \int_{u_i}^{c_k} \int_{u_i}^{c_m} h(u_j, u_k, u_m | u_i) du_m du_k du_j \\
\left. + \dots (-1)^{n-1} \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n q_j \cdot \int_{u_k}^{c_1} \dots \int_{u_k}^{c_{n-1}} \int_{u_k}^{c_n} h(u_1, u_2, \dots, u_n | u_i) du_n, du_{n-1}, \dots, du_1 \right) du_i
\end{aligned}$$

## II. Kaufwahrscheinlichkeit unter Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften

Wird angenommen, dass die Zahlungsbereitschaften und dementsprechend die Nettoutzen für verschiedene Produkte und deren Verteilungen voneinander unabhängig sind, reduziert sich die Gleichung C-11 zur folgenden Formel:

$$a_i(t) = q_i(t) \int_0^{c_i} h_i(u_i(t)) \prod_{j \neq i}^J \left( 1 - q_j(t) \int_{u_i}^{c_j} h(u_j(t)) du_j(t) \right) du_i(t),$$

bzw.

$$a_i(t) = q_i(t) \int_0^{c_i} h_i(u_i(t)) \prod_{j \neq i}^J \left( 1 - q_j(t) (1 - H_j(u_j(t))) \right) du_i(t),$$

wobei  $1 - H_j(u_i) = \int_{u_i}^{\infty} h_j(u_i) du_j$  ist.

Ein Beispiel für den Drei-Produktmarkt ist in Tabelle 3 dargestellt.

### III. Kaufwahrscheinlichkeit des Produktes i bei extremwertverteilten Zahlungsbereitschaften für den Dreiproduktmarkt

$$\begin{aligned}
 (E-1) \quad a_1(t) = & q_1(t) \left( (1-q_2(t))(1-q_3(t)) \left( 1 - e^{-\text{Exp}(b(l_1-p_{1t}))} \right) + q_2(t)(1-q_3(t)) \frac{e^{b(l_1-p_{1t})} \left( 1 - e^{-\sum_{j=1}^2 \text{Exp}(b(l_j-p_{jt}))} \right)}{\sum_{j=1}^2 e^{b(l_j-p_{jt})}} \right) \\
 & + q_3(t)(1-q_2(t)) \frac{e^{b(l_1-p_{1t})} \left( 1 - e^{-\sum_{j=2}^3 \text{Exp}(b(l_j-p_{jt}))} \right)}{\sum_{j=1}^2 e^{b(l_j-p_{jt})}} + q_2(t)q_3(t) \frac{e^{b(l_1-p_{1t})} \left( 1 - e^{-\sum_{j=1}^3 \text{Exp}(b(l_j-p_{jt}))} \right)}{\sum_{j=1}^3 e^{b(l_j-p_{jt})}} \right) .
 \end{aligned}$$

Konsumenten- gruppe	Produkte, für welche die ent- sprechende Konsumentengrup- pe die Kaufgelegenheit hat	Kaufwahrscheinlichkeit in der entsprechenden Gruppe
1	1	$q_1(1-q_2)(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)du_1$
4	1, 2	$q_1q_2(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_1}^{u_1} h(u_2)du_2du_1$
5	1, 3	$q_1q_3(1-q_2)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3du_1$
7	1, 2, 3	$q_1q_2q_3\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2)du_2\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3du_1$
Summe		$q_1(1-q_2)(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)du_1 + q_1q_2(1-q_3)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2)du_2du_1$ $+ q_1q_3(1-q_2)\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3du_1 + q_1q_2q_3\int_0^{c_1} h(u_1)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2)du_2\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3du_1 =$ $q_1\int_0^{c_1} h(u_1)\left((1-q_2)(1-q_3) + q_2(1-q_3)\int_{b_2}^{u_1} h(u_2)du_2 + \right.$ $\left. q_3(1-q_2)\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3 + q_2q_3\int_{b_2}^{u_1} h(u_2)du_2\int_{b_3}^{u_1} h(u_3)du_3\right) =$ $q_1\int_0^{c_1} h(u_1)\left(\left(1-q_3\int_{u_1}^{c_3} h(u_3)du_3\right)\left(1-q_2\left(1-\int_{u_1}^{c_2} h(u_2)du_2\right)\right)\right)$

Tabelle 3 Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt 1 unter Annahme der unabhängigen Zahlungsbereitschaften

Ich bezeuge durch meine Unterschrift, dass meine Angaben über die bei der Abfassung meiner Dissertation benutzten Hilfsmittel, über die mir zuteil gewordene Hilfe sowie über frühere Begutachtungen meiner Dissertation in jeder Hinsicht der Wahrheit entsprechen.